

人工智慧在糧食作物 農業領域的應用

金京鎮 律師

本書由人工智慧整理製作。

內容彙集並整合了以世界主要語言撰寫的資料。

<https://notebook.google.com/notebook/96fac57b-0c9e-495f-a778-dcd3daec88db>

上方連結是本書製作時所參考資料的公開NotebookLM資料庫。NotebookLM不會因來源資料的語言而限制提問語言。請在「設定」中指定所需的「輸出語言」，即可用該語言提問並取得回答與生成結果。

目錄

第1章	數位農業基礎設施與AI平台
1.1	數位公共基礎設施（DPI）與農業AI平台
1.2	物聯網感測器與邊緣AI監測
1.3	資料治理與資源管理
第2章	精準農業作物監測與影像診斷
2.1	無人機（UAV）與衛星遙測分析
2.2	電腦視覺與生長表型（Phenomics）分析
2.3	以深度學習進行病蟲害與雜草早期診斷
第3章	生長預測與資源最佳化
3.1	機器學習與深度學習的產量預測模型
3.2	精準灌溉與變率施肥（VRA）控制
3.3	作物發育階段（DVS/DVI）預測模擬

目錄（續）

第4章	基因體學與AI分子育種
4.1	作物基因體大數據與泛基因體（Pan-genome）建置
4.2	基因編輯（CRISPR）與精準育種
4.3	開發因應氣候變遷的耐逆境品種
第5章	AI決策與自動化
5.1	農業專用多模態大型語言模型（Agri-LLM）
5.2	農業機器人與作業自動化
5.3	小規模農戶專用AI工具的應用
第6章	氣候智慧型農業與永續生態系統
6.1	氣候智慧型農業（CSA）與土壤生態系統管理
6.2	農戶ESG經營與社區連結
6.3	全球糧食安全與農業數位轉型的未來

第1章

數位農業基礎設施與AI平台

1.1

數位公共基礎設施（DPI）與農業AI平台

全羅南道務安郡海際面的田野，如今仍是一片雜草叢生的空地。幾年後，玻璃溫室與大型分選場將在這片21.6公頃的土地上拔地而起。2026年4月，韓國農林畜產食品部選定全羅南道聯盟為國家農業AX平台計畫的優先協商對象。計畫經費為2546億韓元。

務農人口愈來愈少，年齡卻愈來愈高。天氣每年的波動也更加劇烈。乾旱與暴雨在不同於往年的時節襲來，僅憑用手觸摸泥土的經驗，已很難決定何時灌水、何時收割。許多國家的政府幾乎在同一時期得出相同結論：單靠一戶農家或一家公司，無法承受這場變化，國家必須先建立交換資料的基礎。

溫室全部完工後，這裡出產的不會只有萵苣與番茄。溫室屋頂的感測器、人造衛星與農民的手機將不間斷地交換資料。國家預先鋪設、讓這些資料能正確送達所需之處的基礎，稱為數位公共基礎設施（Digital Public Infrastructure, DPI）。信封上若沒有地址，再動人的信也送不到收件人手中。數位公共基礎設施就是國家建立的地址系統，是事先訂好的共同規則，讓不同機構的資料都能依照同一套規範流通。

這套規則由四層堆疊而成。最底層中，插在泥土裡的感測器測量氮、磷、鉀與水分，氣象站測量風雨，無人機和人造衛星則拍下稻田的顏色。單一土壤感測器有時能同時測量氮、磷、鉀、水分、溫度、酸鹼值與電導度共七項數值，現場因此稱它為七合一感測器。歐洲太空總署的Sentinel衛星或美國Landsat衛星拍攝的一張影像，可以容納整座村莊。第二層裡，這些數值透過LoRaWAN等低功耗無線網路或第五代行動通訊網路傳送。

設在田邊的小型電腦，也就是邊緣閘道器，會濾除雜訊、統一單位並整理數值。第三層負責儲存與計算彙集的資料。數值累積在稱為資料湖的大型儲存庫後，由集合多棵決策樹、以多數決得出答案的模型和神經網路讀取，藉此找出病害並計算產量。農業專用大型語言模型（LLM）也接在這一層，農民用口語提問時，模型便搜尋資料並產生答案。最上層是人們實際使用的畫面與裝置。手機裡的語音助理能聽懂方言，灌溉閥門也會自動開關。

在堆起這四層之前，還有一項工作必須先完成。這就像學校在新學期開學前，必須先建立學生名冊。每位農民都要取得一個獨一無二的編號，他所耕作的水田與旱田必須精確畫在衛星地圖上，土地上種植的作物名稱也要登錄。農民名冊、土地地圖與作物

紀錄這三項資料必須相互扣合，才能知道上層累積的感測值與人工智慧判斷究竟屬於誰。缺少這些紀錄，再精密的模型也無法為特定農戶提出量身訂做的處方。

資料的用途並不止於此。把秋天收成的穀粒重量，與春天模型提出的預估值相比，就能看出預測有多準。預估失準的水田，則要回頭追查原因，再把答案放回模型。每結束一年的農事，模型都會一點一點重新學習。這個過程一旦停止，模型的判斷便會隨著年份增加而逐漸偏離現場。

資料要在四層之間上下流動，也需要遵守規則。印度的《2023年數位個人資料保護法》（Digital Personal Data Protection Act, 2023）正分階段施行，規範同意、處理與資料主體權利的核心條文，預定於2027年5月生效。AgriStack則在這部法律之外，主張透過同意管理者交換資料的架構。法律條文與平台營運程序不能視為同一件事。若要讓其他機構也能讀取資料，還需要共同詞彙。

聯合國糧食及農業組織的AGROVOC，是一套農業詞庫，讓稻米與玉米等詞語在不同軟體中都能被理解為相同概念。

在沒有這類基礎設施的年代，人們依靠村莊累積的經驗與觀察天空的眼力，決定播種和灌水的日子。印度正把公共資料加入這項判斷。依印度政府統計，2026年7月AgriStack農民ID已達1億180萬個。截至2025年11月，作物調查涵蓋的地塊為2億3,500萬筆。2026年2月啟動的Bharat Vistaar，到同年7月已有超過30萬名農民使用，處理720萬筆查詢。

5,280萬這個數字並非Bharat Vistaar使用者，而是另一項人工智慧天氣與季風諮詢服務觸及的農民人數。即使農民ID、地塊地圖與諮詢紀錄出現在同一個畫面上，不同計畫的成果仍須分開解讀。

光看數字，成績相當亮眼。但公民團體並未放下疑慮。印度全民持有的生物辨識身分證Aadhaar號碼，一旦與土地登記簿、衛星定位資訊集中在同一處，整包資訊外洩造成的損害，會遠大於個別資料單獨外洩。

韓國才剛起步。計畫設於務安田野的國家農業AX平台，預定在2026年至2030年間成立由公私部門共同出資的特殊目的公司（SPC）營運。構想是把栽培、分選與流通串成一條資料流，但至今尚未實際運作。相較於印度AgriStack已處理數千萬農戶的真實資料超過5年，韓國這項計畫仍停留在設計階段。計畫與執行之間的落差，正是韓國農業人工智慧眼前的課題。

各國的嘗試並非完全各自為政。聯合國糧食及農業組織在2025年4月舉行首次以數位農業和人工智慧為主題的全球對話，討論農業人工智慧的開發與治理原則。多米尼克、格瑞那達、衣索比亞與摩洛哥營運的數位農業創新中心，則屬於自2021年後持續推

動的另一項計畫。全球對話與创新中心彼此相關，但官方路線圖並未規定一套特定技術架構，要求原始資料留在國內、只把摘要值送出國境。

各國的資料法律、通訊網路與農業行政制度不同，因此共同原則和現場計畫應分開理解，才較為準確。

日本透過農林水產省與所屬研究機構建置的公共資料平台WAGRI，串聯土壤、氣象與病蟲害預測資訊。與WAGRI連接的Zero-Agri並非稻田水位管理裝置，而是用於番茄、草莓、黃瓜等設施園藝作物的灌溉與液肥控制系統。稻田水位感測器與自動供水閥門，則是在日本農業研究機構開發的另一套水管理體系中接受測試。同樣是資料驅動農業，玻璃溫室裡的養液閥門與稻田的水閘仍是不同設備。名稱即使出現在同一平台周邊，也不能合併描述成同一部機器。

平台再精密，若沒有人會操作，仍然毫無用處。世界經濟論壇2025年的調查顯示，農林漁業領域有68%的雇主把勞動市場的技能落差列為產業轉型障礙。這不是68%的農業從業者自認感受到技能差距的調查，也不是衡量農學院學生準備程度的調查。所需的課程，不只是教人怎麼使用龐大的模型。當葉片照片的背景改變時，準確率為何下滑；感測器中斷時，應先懷疑哪個數值；模型信心十足地犯錯時，該由誰喊停。這些問題都必須同時帶進田間與教室的訓練中。

許多國家的農業大學正在成立結合電腦科學、農學與資料科學的教育及研究組織。只有教授和學生，無法看見稻田裡發生的所有問題。政府開放行政資料，企業提出設備和軟體，農民記錄土壤與作物的變化。五螺旋模型是用來解釋大學、政府、企業、農民與地方社會之間關係的架構。它整理五個主體如何分配知識與責任，而不是統計全球共有多少機構參與。

不經人手審查，直接把農事處方交給機器，至今仍有風險。因此，許多國家設有程序，必須先由農業推廣人員再確認一次人工智慧提出的答案，才能交給農戶。在稱為監管沙盒的臨時許可區域內，新人工智慧服務會在正式上線前，於限定地區與期間接受測試。這是最低限度的安全措施，避免模型讀錯數值後，指示農民到不相干的田裡噴灑農藥。

這條路究竟屬於誰，仍是未解之題。拖拉機公司或大型雲端企業若把農戶的現場資料全部收進自己的圍牆，真正產生資料的農民反而可能取不回自己的資料。業界稱這種情況為供應商鎖定。就像把鑰匙交給別人保管，最後卻連自己的家門都打不開。

對年長農民而言，問題更加沉重。線路薄弱的山村可能從一開始就收不到訊號；面對必須扶正眼鏡才能讀清畫面小字的農民，再精密的人工智慧也束手無策。因此，不論印度或日本，仍需要現場推廣人員走訪村落，替農民按下畫面按鈕，再用口語轉述結

果。鋪設這些安全措施和資料通道也要花很多錢。光是務安一處田野就投入2546億韓元，由此可以想像，要用綿密的數位公共基礎設施覆蓋全國，成本會有多高。

財政不寬裕的國家可能根本無法加入這場競賽，資料豐富與資料匱乏國家之間的差距，反而有進一步擴大的風險。

這股趨勢接下來的方向已隱約可見。中央不再用一座大型伺服器收走所有農戶的原始資料，而是把原始資料留在各自農場的電腦中，只交換在當地學到的結果。這種聯邦學習（Federated Learning）方式正接受測試。把資料往來紀錄寫入區塊鏈、使其無法竄改的嘗試也同步進行。若再加上能自行判斷、自行行動的自主型人工智慧，總有一天，即使農民沒有盯著螢幕，人工智慧也能綜合天氣與土壤數值，自行打開閥門並放飛無人機。

然而，一旦判斷錯誤，該由誰負責，至今仍無人定案。

現在的務安田野還沒有玻璃溫室，也沒有感測器。只有幾根測量樁插在雜草之間，標示未來溫室的四個角落。幾年後，當這片土地產生第一筆資料時，資料的主人會是種田的農民，還是鋪設資料通道的公司？

資料來源與參考文獻

1. MDPI. (2025). Big data analytics and machine learning for smart agriculture. MDPI.
<https://doi.org/10.3390/books978-3-7258-4878-2>
2. Agriculture INDIA. (2026). Post budget webinar 2026: Bharat Vistaar, AI-powered digital public infrastructure for agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=H_Wfqw3lbhc
3. WBG Civil Society Engagement. (2026). CSPF: Examining how AI and digital agriculture create jobs in developing countries [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=9rRCamBUBpU>
4. Committee on World Food Security. (2026). Morning session: Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
5. C-DAC. (2026). AI in agriculture: Transforming India's Krishi landscape [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=IV3_VnWiBpM
6. University of Agricultural Sciences, Dharwad. (2026). National conference on next-gen farming: Artificial intelligence, automation and digital transformation [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=BbcYxst1Mfc>
7. MIT College of Management, Pune. (2026). AgriTech, AI, and digital transformation in agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=hEwX3Bj_M6o
8. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). Digital agriculture and AI: Innovation at FAO.
<https://www.fao.org/innovation/digital-agriculture-and-ai-innovation/en>

9. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). The global network of digital agriculture innovation hubs.
<https://www.fao.org/in-action/global-network-digital-agriculture-innovation-hubs/en>
10. 韓國農林畜產食品部. (2026). 國家農業AX平台SPC設立招募指南. 韓國農林畜產食品部.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/791/594309/download.do>
11. Press Information Bureau, Government of India. (2026). Bharat Vistaar and AI-based agricultural advisory: Official progress figures.
<https://www.pib.gov.in/PressReleaseIframePage.aspx?PRID=2289031>

1.2

物聯網感測器與邊緣AI監測

清晨5點，一根約兩指粗的灰色短柱插在田埂泥土裡。柱端的綠燈閃了3次，隨即熄滅。那代表它正在測量夜裡有多少水滲入土中，以及土壤溫度最低降到幾度。稻田主人還躺在被窩裡，便先打開手機畫面，昨夜3塊稻田的水位與土壤狀態已經化成折線圖顯示在上面。

這根灰色短柱的身分，是物聯網（IoT）感測器。它插在土裡，測量土壤導電的程度，再把數值換算成含水量。旁邊往往還插著以ppm為單位測量氮、磷、鉀濃度的養分感測器，測量酸鹼值的pH感測器，以及測量空氣溫度與濕度的氣象感測器。稻田上方也會吊著小型攝影機，每隔幾秒拍一次稻葉，檢查是否有葉片泛黃，或穀粒上是否附著害蟲。徒步走完一大片田並逐一查看，往往要花上一整天；每塊稻田埋設幾個感測器，便能在整個夜晚代替人完成這項工作。

這些測量土壤、空氣與葉片數值的裝置，各自沿不同路徑傳送訊號。近距離由ZigBee無線網路接力傳輸，裝置之間還會互相回傳確認收到數值的訊號，連線中斷時便重新傳送。彙集的數值流入田埂上的小型閘道器，完成計算後，才驅動閥門或灑水器等實體裝置。即使如此，也只挑選摘要結果，在網路接通時再上傳雲端。廣闊平原的稻田，大致以每50至100畝設置一個感測器來決定間距。

地形起伏較大或土質分布不均的地方，則先透過地理資訊分析，計算哪些位置需要更密集地設置感測器。

問題在於，這些數字要在哪裡計算。把感測值傳到遠端伺服器再等答案，延遲時間會隨通訊狀況與資料量而改變。山勢遮蔽訊號，或暴雨干擾基地台的日子，差距就會拉大。因此，田邊的小型電腦會先縮減影像、篩除異常值，只把必要結果送出，這就是邊緣AI（Edge AI）。Raspberry Pi或Jetson Nano等開發板負責這項工作。作物受到高溫與缺水的傷害，會隨品種、生長階段與暴露時間而變化，因此感測器的判斷也不能只依靠單一溫度門檻。

大型模型很難原封不動地在小型電腦內運行。於是人們採用量化，把計算值改用較少位元表示；採用剪枝，去除影響很小的連結；也採用知識蒸餾，把大型模型的判斷轉移到小型模型。2026年的TinyWeedNet研究在公開DeepWeeds測試資料上，報告97.26%的準確率、STM32H7開發板上低於90毫秒的推論時間，以及約1.815 MB的模型大小。不過，這是使用公開影像資料的基準測試，並非稻田中央的長期試驗。

間歇灌溉帶來的節水與甲烷減排，必須在與這套影像分類模型不同的田間試驗中檢視。

攝影機拍下的照片也不會立刻送入模型。原始照片的尺寸與亮度各不相同，邊緣電腦會先把影像裁切並調整成長寬各224像素的正方形，再用稱為雙線性插值的計算，使像素之間的空隙平順銜接。色彩數值也會依照預定標準重新正規化。完成這些處理後，一張照片才會真正放到辨識病蟲害的模型面前。

也有試驗讓搭載攝影機的四輪車沿作物行列前進。這輛車在Raspberry Pi上執行Canny邊緣偵測與Hough轉換，於30公尺長的玉米田區段行駛10次。平均橫向誤差在陰天為6.2公分，晴天為8.0公分，黃昏為12.5公分。這篇論文並未出現卡爾曼濾波器、每秒20次方向修正、稻田除草刀片或肥料用量決策功能。沿著作物行列行駛的性能，與拔除雜草或提出施肥處方的性能，必須保留為不同試驗，不能混為一談。

現場並不像教科書那樣整齊。冬天電池效能下降，山地與暴雨會切斷無線訊號。感測器平常維持休眠，只在預定時間或數值大幅變動時啟動，藉此節省電力。LoRaWAN能以低功耗把數值送到數公里外，截至2025年底，全球布建基礎已超過1億2,500萬台。LoRa Alliance公布的25%以上，指的是年均複合成長率，而非單一年度的增幅。通訊距離與速度取決於輸出功率、天線高度、地形與障礙物，因此不能把日本某一座農場的數值寫成普遍規格。

整理過的摘要值也會再傳往遠處。無人機或拖拉機等會移動到稻田以外的設備，同時使用第四代、第五代行動通訊或衛星連線。行動網路也很難抵達的深山田地，仍保留早年用於簡訊的通訊模組，即使速度慢，至少能帶走一筆簡短數值。在完全沒有網路的偏遠田地，閘道器會自行開啟小型無線伺服器，無須連上網際網路，也能直接與農民手機裡的應用程式交換數值。通訊恢復時，系統再透過輕量訊息協定，把淨化後的數值上傳雲端資料庫，作為下次重新訓練模型的紀錄。

若要比較雲端與邊緣運算的速度和耗電量，必須在相同攝影機、相同模型、相同無線網路下測試。把不同論文中的反應時間、電池耗用率與封包遺失率，排成同一部設備導入前後的成績，這項比較就失去意義。先在現場縮減影像，確實能降低送往伺服器的資料量，並在通訊中斷時繼續進行部分判斷。然而，節省幅度必須引用一項清楚交代設備、作業與無線條件的試驗數字。

察覺感測器送出錯誤數值也不容易。養分感測器埋在土裡數月後，金屬電極會因鹽分與化學反應逐漸腐蝕。實際水分充足時，畫面可能仍顯示很低的數值，看起來像土壤已經乾透；也可能反過來，把正常土壤永遠標成潮濕。這就像一個人明明沒有發燒，故障的體溫計卻指向39度。為了濾除這類誤差，邊緣電腦在每次收到數值時，都會進行多層檢查。

箱形圖方法挑出大幅偏離近期平均值的讀數；移動平均濾波器壓低瞬間突升的數值；若數值在幾秒內出現物理上不可能的跳動，插值法便先把它視為可疑，暫時用前一筆數值補上。

2025年發表的一項研究再往前一步，把多個感測值合併，透過同時檢視相似程度與分散程度的分群分析，辨識故障感測器。感測器故障大致分為兩類：數值偏向一側後固定不動，以及數值隨時間逐漸漂移。由於田野環境嚴苛，兩類故障都比實驗室中頻繁得多。夏季暴雨淹沒整塊稻田，或冬季霜凍讓電路板接點結冰，也並不罕見。韓國農村振興廳建議，每月校正pH與EC感測器，並清除表面附著的泥土和異物。機器再準確，也無法取代那雙沾著泥、替感測器探頭清洗一次的手。

各農場開發板上分別訓練的模型，不必把含有人名或稻田位置的原始資料送出，只要把訓練過程中改變的參數傳給中央伺服器。這稱為聯邦學習。它的優點是較少原始資料離開農場，但參數仍可能洩漏資訊，參與農場也可能送出惡意數值。現在也還不能宣稱，聯邦學習遵守印度個人資料法律的成效已獲證實。聯邦學習只是協助保護隱私的一種設計，仍需要另外建立法律依據、存取控制與安全檢查。

導入邊緣人工智慧的農場，已有節省用水、減少通訊量與農藥使用，或縮短作業時間的案例。不過，目前沒有統合分析足以把25%至50%這類範圍稱為多種作物的平均值。土壤、氣候、設備價格、通訊費用與維修人力都會使結果大幅變動。第一次購買感測器與機器人的費用，對小農而言門檻很高。太陽能開發板、共同租賃與委託作業受到討論，原因也在這套成本結構，而不是某一個單獨數字。

計算完成的判斷，不只以畫面文字呈現，也能用聽得懂方言的語音傳達。對閱讀不便的年長農民來說，揚聲器傳出的一句話，可能比圖表更值得信賴。

邊緣AI監測不會停在這裡。技術正走向把讀取熱度的熱影像攝影機、分解人眼不可見波段的高光譜攝影機，並排裝在一般彩色攝影機旁，再把衛星拍攝的植生指數影像，一併疊合到田埂上的開發板中判讀。把多種設備同時測得的數值合成一體，可以提高區分乾旱傷害與病蟲害的準確度。這套系統也正與農業專用大型語言模型連接。農民若用帶有方言的話詢問稻田出了什麼問題，系統便根據剛量到的感測值，告訴他今天該做什麼。

只有經過篩選的數值會抵達農民的手機。通知一併顯示，昨夜有兩塊稻田缺水，閘門已自動開啟；另一塊則被判定為感測器錯誤，該筆數值已丟棄。農民確認通知後，才穿上雨鞋。

1. Geethanjali, S. G., & Karan, N. (2025). Vision Transformer-Assisted IoT System for Smart Agriculture and Multi Crop Disease Detection. IARJSET, 12(8).
<https://doi.org/10.17148/IARJSET.2025.12832>
2. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. International Journal of Science, Strategic Management and Technology, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijssmt.v2i5.232>
3. Hajirad, I. (2026). Precision and Smart Agriculture: Harnessing IoT for Enhanced Productivity and Sustainability. Intelligent Agriculture, 2(1), 84-105.
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2408>
4. Edge intelligence for smart agriculture: An artificial intelligence framework for precision farming and sustainable crop management. (2026).
<https://doi.org/10.21474/jncs01/133>
5. Hermantoro, Renjani, R. A., & Supriyanto, G. (2026). Artificial Intelligence and IoT-Based Precision Irrigation for Energy-Efficient Tropical Agriculture. International Journal of Management and Business Intelligence, 4(3), 685-698.
<https://doi.org/10.59890/ijmbi.v4i3.25>
6. AgroPest-Trust Edge : conception et audit d'un système frugal, explicable et conscient de l'incertitude pour la reconnaissance de ravageurs et stress biotiques sur smartphone. (2026).
<https://doi.org/10.61532/rime262136>
7. 農業農村情報通信環境整備 準備会. (2025). 第2回オンラインセミナー「候動と農業の未来～ICT・IoT活用によるデータ型農業の重要性～」 [影片]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=iqLmEFT1wZo>
8. LoRa Alliance. (2026). LoRaWAN enters its next growth phase as massive IoT scales globally.
<https://resources.lora-alliance.org/home/lorawan-enters-its-next-growth-phase-as-massive-iot-scales-globally>
9. Kavinsky, M. (2026). LoRaWAN pushes deeper into smart agriculture with satellite-backed connectivity. IoT Business News.
<https://iotbusinessnews.com/2026/07/08/lorawan-pushes-deeper-into-smart-agriculture-with-satellite-backed-connectivity/>
10. Zhang, Y., Lu, Y., Martinez-Rau, L. S., Qiu, Q., & Bader, S. (2026). Real-time on-device weed identification using a hardware-efficient lightweight CNN. Frontiers in Plant Science, 17, 1747863.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1747863>
11. A novel data healing framework for outlier detection and recovery approach in the internet of agriculture things sensor network. (2025). Quality & Quantity.
<https://doi.org/10.1007/s11135-025-02402-5>
12. Alda, M. C., & Eker, B. (2026). Development and Field Evaluation of an Autonomous Four-Wheel-Drive Agricultural Vehicle Tracking Crop Rows Using Computer Vision Technology. Journal of Agricultural Production, 7(1), 13-19.
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>

1.3

資料治理與資源管理

6月午後，稻田水面輕輕晃動。蹲在田埂上的農民放下鏟子，拿出手機。智慧灌溉應用程式畫面上出現一個藍色按鈕，詢問他是否同意蒐集位置資訊與農務資訊。按下按鈕的瞬間，這塊稻田的用水量、土壤狀態，甚至稻米的生長速度，都流向某處的伺服器。

要決定田裡量到的數字歸誰所有，並不容易。歐盟《農業資料共享行為準則》把農民視為資料產生者或原始提供者，並建議農民應能透過契約控制資料的存取與使用條件。這不能解讀成一項規則，認定農民對所有資料都擁有法律物權。原始感測值與公司加工後的預測值，可能牽涉不同權利和營業祕密。這項準則不是法律，而是建議，因此實際權利仍取決於服務契約與各國法律。

2026年4月，美國內布拉斯加州首度以法律處理這個問題。州長簽署《農業資料隱私法》（Agricultural Data Privacy Act）後，法律明定，農場產生的土壤、氣候、作物與牲畜資料，只要尚未公開，也未與多戶農場的資料混合，就屬於該農場的主人。公司若要使用這些資料，必須先與農民簽訂書面契約；從2027年起，未經農民書面同意，連轉售原始資料本身都遭禁止。

違反法律時由誰處罰，也有明確規定。內布拉斯加州檢察總長通知違規事實，並給予45天改正期限；期限過後仍未改正，每一項違規可處1000美元罰鍰。這部法律沒有讓農民直接起訴公司的管道，政府改為扮演監督者。不過，法律仍有漏洞。資料一旦與多戶農場的資料混合，就不再只屬於一位農民；而是否要把資料混成一大包，決定權在蒐集資料的公司手中。

所有權爭議還沒結束，更切身的問題就可能先發生：保存資料的公司停止營業。某戶農家已經使用智慧農場服務數年，某天突然收到應用程式停止營運的通知，多年累積的土壤檢驗紀錄、施肥紀錄與每年產量圖表，可能一次全部消失。原因是農戶沒有把資料另外搬到自己的電腦或紙本帳簿。只存在伺服器裡的數字，在伺服器關閉的瞬間，連追問主人是誰都變得困難。

目前仍沒有很多農戶養成定期下載自己的資料、另行保存的習慣，也就是在現實中行使所謂的資料可攜權。權利即使寫在法律條文裡，若沒有變成日常習慣，仍然派不上用場。經歷過這類事件的農戶，下次把資料交給新服務時會更加謹慎，也有人乾脆選擇不再使用應用程式。

真正的同意，必須讓人不受強迫地做決定，事前知道會發生什麼，也要有日後撤回決定的途徑。只放著冗長條款和一個按鈕的畫面，很難滿足這些條件。歐盟《資料法》賦予連網產品使用者存取裝置所產生資料的權利，法律原則上的適用日為2025年9月12日。2026年9月12日則是另一個基準日，此後上市的連網產品與相關服務，必須採用便於存取資料的設計。權利生效日與產品設計義務的基準日，必須分開理解。

多戶農場的數值累積在同一部伺服器後，公司便能看見單一農戶無法掌握的整個區域。印度的統一農民服務介面（UFSI）是一套交換規格，讓政府與民間服務以標準格式連接，並在取得同意的範圍內存取核心登錄資料。2026年7月AgriStack農民ID達到1億180萬個，這項建置成果已獲確認。然而，UFSI單獨帶來20%至30%的灌溉節水，並加快保險金與貸款審查的綜合成效，並不是正式驗證結果。

資料交換功能、個別灌溉技術的節水效果，以及金融服務的處理時間，必須分開評估。

這些資料混合了兩類性質不同的資訊。第一類是個人資料。標示稻田位置的座標，一旦加上地主姓名與電話號碼，便成為可以識別某個人的個人資料。無人機拍攝的農田照片若同時出現邊界和地號，也是一樣。刪除姓名與號碼仍不能放心。在村裡只有少數幾塊稻田的地方，即使只留下位置、面積與作物種類，鄰居也都知道那是誰家的田。這就像拿掉衣服上的姓名牌，人們仍能從版型和尺寸猜出衣服的主人。聲稱資料已匿名化，不代表實際上無法辨認。

另一類是營業祕密。同一塊稻田每年收成多少、用了多少肥料、花了多少人力成本，都屬於農戶的經營資訊。鄰近農戶或銷售農業資材的公司若知道這些數字，下次交易定價時就會取得比該農戶更有利的位置。光是觀察農戶何時買進多少肥料，就能提前猜到下一季要種什麼。兩類資訊性質不同，處理方式本應不同；現場卻常把它們混在同一部伺服器、同一個應用程式裡儲存。

韓國政府推動的國家農業AX平台也躲不開這個問題。全羅南道與光州廣域市聯盟於2026年7月最終獲選為營運單位。這項斥資2546億韓元、在全羅南道務安興建的平台計畫，從一開始便附帶條件，必須納入程序，在蒐集的資料中另行找出並篩除個人與敏感資訊。它的含義不是等資料全部收齊後再挑出個人資料，而是從蒐集的瞬間就區分兩者。

若要彙整多種來源的資料，建立自動計算灌溉或施肥分配的引擎，資料之間就必須互通。國際農業研究界常以FAIR原則作為標準，包括可查找、可存取、可互操作、可重複使用四項條件。說起來容易，現場卻有許多障礙。有的機構用百萬分率（ppm）記錄肥料成分，另一些機構則使用每公頃公斤數（kg/ha）。行政區名稱的寫法也會因機構而略有不同。若把這些數字原封不動地塞進同一個模型，模型一旦混淆單位，算出的肥料量可能與實際數量相差甚遠。

因此，有人主張以聯合國糧食及農業組織（FAO）管理的農業詞庫AGROVOC作為共同標準。人們必須先同意用相同詞語表達相同意思，分享資料才有意義。國際農業研究機構CABI在比爾暨梅琳達·蓋茲基金會支持下，自2025年起推動協助負責任分享農業資料的計畫。這項計畫的結論十分清楚：人們可以建立技術標準，把資料整理妥當；但要讓利益真正回到最初提供資料的農戶手中，做法仍須依不同地區和情況重新設計。

在分配水與肥料的計算中，沒有感測器的稻田可能從畫面上消失。設備齊全的稻田缺水時，畫面會出現數字；沒有設備的稻田即使遭遇相同乾旱，也不會留下紀錄。肯亞政府在2026年3月提出的，不是已經施行的正式法律，而是農業資料政策草案與數位農業資訊法案草案。當月底進行公開意見徵詢，後續文字修訂仍在繼續。與其寫成小農權利已受法律保障，不如準確地說，將資料所有權與存取權納入法律的討論才剛開始。

把資源問題擴展到農場圍牆之外，會看見一幅前後不一致的畫面。農場裡，感測器與人工智慧用來節省一滴水、一把肥料；訓練並運行人工智慧的資料中心，做的卻正好相反。冷卻伺服器需要的水和電力都不容小覷。稻田省下的水，某處的資料中心可能用掉同樣多，甚至更多。減少這種矛盾的方向已經出現：不用龐大沉重的模型，改用能在感測器旁立即完成計算的輕量人工智慧（TinyML）；資料中心也採用預算制度，為用電量與用水量設定上限。

我們再回到那條田埂。農民按下按鈕，稻田的用水量與土壤狀態，在某個資料庫裡留下一列紀錄。明年春天若遇到乾旱，這一系列資料可能成為依據，決定這塊稻田要先供水，還是後供水。農民把同意畫面拍成照片，保存在手機裡，準備面對未來有人追問資料如何被使用的那一天。

資料來源與參考文獻

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Mole, M. (2025). Revolutionizing agricultural water management through AI-driven irrigation systems: A comprehensive framework for sustainable farming practices. *International Journal of Computing and Engineering*, 7(21), 1-11.
<https://doi.org/10.47941/ijce.3092>
3. Amar, S., Bori, N., & Cörvers, R. (2026). From collection to control: Data governance, digital technologies, and the politics of inclusion in the digitalisation of smallholder agriculture. *Outlook on Agriculture*, 55(1), 19-27.
<https://doi.org/10.1177/00307270251410944>

4. Scobey, W. (2026). Nebraska's Agricultural Data Privacy Act and similar state efforts. National Agricultural Law Center.
<https://nationalaglawcenter.org/nebraskas-agricultural-data-privacy-act-and-similar-state-efforts/>
5. European Commission. (2026). Data Act. Shaping Europe's Digital Future.
<https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/data-act>
6. NewsPim. (2026). 國家農業AX平台民間營運單位出爐……年內成立特殊目的公司.
<https://www.newspim.com/news/view/20260727001240>
7. Penrhys-Evans, T. (2025). Making data work better in agriculture with FAIR principles. CABI Blog.
<https://blog.cabi.org/2025/05/27/making-data-work-better-in-agriculture-with-fair-principles/>
8. Committee on World Food Security. (2026). Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition: Morning session [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
9. Agriculture INDIA. (2026). Post budget webinar 2026: Bharat Vistaar, AI-powered digital public infrastructure for agriculture [Video]. YouTube.
https://www.youtube.com/watch?v=H_Wfqw3lbhc

第2章

精準農業作物監測與影像診斷

2.1

無人機（UAV）與衛星遙測分析

清晨，霧氣仍籠罩田埂，一個人手持平板電腦，放飛無人機。機身低低掠過稻株，傳回的畫面上出現一張地圖，綠色、黃色和紅色斑塊散布其間。明明是同一塊稻田，有些地方深綠，有些地方卻已泛黃。肉眼看去，整片稻田只是一樣青綠。

造成差異的是光。葉片裡的葉綠素會吸收光合作用需要的紅光；人眼看不見的近紅外線，則撞上葉內細胞層後反彈。健康葉片的細胞層較厚，排列較為疏鬆，近紅外線反射也更強。生病或乾枯的葉片，反射便會減弱。吸收光與反射光的比例，區分了健康葉片和枯萎葉片。人眼讀不出這項比例，能把不同波段分開拍攝的感測器卻可以。

常態化差異植生指數（NDVI）把這項比例換成一個數字。計算方式是以近紅外線反射量減去紅光反射量，再除以兩者相加的總和。一個數字便能顯示，今天的田地是生氣蓬勃，還是萎靡下垂。不過，它有極限。稻株生長得十分茂密後，近紅外線反射量一旦超過某個程度，指數便不再上升。這就像體重計的刻度走到盡頭，100公斤與150公斤的人，最後都只顯示100。為突破這項限制，人們發展出常態化差異紅邊指數（NDRE）。

它改讀綠光與近紅外線之間一條狹窄的紅邊波段，能更細緻地辨別葉片內的葉綠素與氮濃度。

光線反射並不是唯一訊號。葉片背面的氣孔開合程度不同，葉面溫度也會改變。缺水的稻株會關閉氣孔，減少蒸散，葉片溫度便像低燒的人一樣稍微上升。熱影像感測器能從遠處測得這項溫度變化，比人眼更早察覺乾旱壓力。光達感測器發射雷射數萬次，測量光束撞上葉層後返回所需的時間，藉此量出作物高度與體積。高光譜感測器則把葉片分成數十至數百個密集波段拍攝，連病原體侵入細胞造成的細微色彩變化都能捕捉。

衛星從數百公里高空反覆拍攝同一片土地。Sentinel-2資料免費，重訪週期約5天。Landsat 8與9同樣免費，每顆衛星16天通過同一地點一次，兩顆合用則約為8天。PlanetScope幾乎每天觀測，卻是商業服務。要看國家尺度的面積，寬廣而免費的影像很有用；要追蹤病害在幾天內擴散，則需要拍攝間隔較短的影像。農戶總得在價格與時間解析度之間權衡。

韓國在2026年又多了一顆觀測衛星。韓國航空宇宙研究院於7月在美國范登堡太空軍基地發射次世代中型衛星4號。依韓國農林畜產食品部公布的規格，衛星重514公斤，觀測幅寬120公里，解析度為5公尺級。衛星搭載5個適合辨識作物與森林生長的光譜波段，目標是每3天掃描一次整個朝鮮半島。不過，衛星仍在接受性能驗證與影像校正，農戶真正能收到衛星資訊的服務，要到明年才會開始。把衛星送上天，與準確讀懂衛星影像之間，存在這段時間差。

無人機更像一支放大鏡，把衛星地圖的一角放大。它在雲層下飛行，較不受衛星影像的雲層遮蔽影響；但雨、霧、強風與低能見度，仍會妨礙飛行和影像品質。無人機能拍得非常細緻，單一像素只涵蓋數毫米至數公分；代價是一次能查看的土地不大。電池、操控人員與飛行許可也不可少。

無人機拍回的影像，一開始並不是一張完整地圖。一次飛行會累積數百張單幅照片，各張照片的邊緣彼此重疊。稱為運動恢復結構（SfM）的攝影測量技術，以重疊部分為線索，把數百塊影像拼成一體，再加入高低資訊，重建整片稻田的立體地圖。不過，在此之前還要完成一道程序。拍攝現場必須鋪設反射率已知的校正板，同時量下當時日光照射的強度。缺少這項基準值，陰天和晴天拍攝的照片會用不同尺度解讀，昨天與今天的稻株即使完全相同，看起來也會不一樣。

梅雨季裡，光學衛星可能連續數週被雲層擋住。此時，合成孔徑雷達衛星（SAR）會發射微波，從返回訊號讀取稻田水面與作物結構。它也能在夜間觀測。某項區域研究把雷達與光學影像疊合，用來分類水稻種植區，報告約95%的準確率。這個數字不是所有國家、所有季節的固定性能。插秧時期、品種、地形與訓練資料一旦改變，分類結果也會不同。

彙集的影像接著進入真正的農事。颱風過後，讓深度學習模型讀取無人機照片，可以比人員徒步清點更快、更細緻地畫出哪些區域的稻株倒伏，以及倒了多少。這張地圖也能直接作為損害評估資料，用於決定保險理賠。稻麴病或稻熱病流行時，系統會同時讀取超近距離無人機影像與紅邊指數，區分病區和缺氮區。取得的資訊會轉成處方地圖，交到農民手中，指示只在該區域加施肥料和藥劑。

病害在外表顯現前，就會改變組織的反射特性。研究小麥赤黴病時，人們曾以裝在拖拉機上的高光譜設備，繪製田間感染訊號地圖。2021年刊於Remote Sensing、研究稻麴病的論文，利用無人機高光譜資料擷取發病區。另一項2026年的研究則使用改良YOLOv12n偵測染病稻穗，報告平均準確率80.7%。一項研究靠波段描繪病區，另一項研究在影像裡尋找稻穗，兩者做的是不同工作。

在小麥田裡，無人機讀取葉面積與水分壓力，藉此預測產量。某項研究的決定係數依品種與生長階段而異，從約0.75到0.99，範圍相當寬。拍攝幼葉當天的成績，與抽穗

後拍攝當天並不相同。計算玉米植株數量的模型與標靶除草模型，也接受不同試驗。植株計數、產量預測與除草劑節省量，各自需要不同衡量標準。

提高準確度的方法之一，是不固守單一感測器。某項小麥產量預測研究，把無人機攝影機、熱影像感測器與土壤水分數值同時輸入模型，預測誤差比使用任何一種單獨感測器時明顯下降。衛星與無人機併用的方法也是如此。另有研究把衛星大範圍掃描的數值，與無人機密集拍攝的數值，一起放入同一個機器學習模型，判斷作物狀態。一部設備漏掉的部分，由另一部補上。

讀取氮的方法也在改變。植生指數從葉片的青綠程度，間接推估氮狀態。高光譜感測器使用更窄的反射波段，但它並不是直接計算氮分子的設備。系統必須透過校正模型，把實驗室量得的氮濃度與反射光譜對應後，才能估出數值；葉綠素、水分與葉片結構也會影響結果。即使肥料價格上漲帶動更多關注，螢幕上的氮分布圖仍是經過校正、仍需現場驗證的預測值。

把無人機畫出的缺氮區，與地理資訊系統儲存的土壤資料疊合，就能製作分區施肥處方圖。2025年刊於Agriculture的論文提出並測試了一套結合無人機與GIS的變量施肥系統。研究中製作出處方圖，不等於商用肥料車已經即時開關噴嘴。若要描述實際施撒，還需要列出施撒機、定位誤差、閥門反應與對照區的田間試驗。

作物從播種到收穫會走過固定順序。稻株離開秧田後，依序經過分蘖、抽穗與灌漿，不會跳過其中任何階段。把衛星每隔幾天拍到的植生指數依序排列，會形成起伏不定的波形，其中必須區分被雲層擾動的突跳值，與真正的生長變化。先用計算把曲線平滑化，再輸入能記憶時間序列的深度學習模型，便能預先讀出稻株目前處於哪個階段，以及未來穀粒會成熟到什麼程度。另一種方法則把衛星測得的數值，不斷放進APSIM或DSSAT等沿用已久的物理型生長模型，更新預報。

就像天氣預報每天清晨收到觀測值後重寫當日預測，作物生長模型每次收到衛星新拍的數值，也會一點一點修正產量展望。

系統並非永遠讀得正確。低雲籠罩的日子，光學衛星有時會把陰影區誤認為枯萎作物。稻田與農路若同時落在一個像素裡，電腦便無法決定這一格該叫稻田還是道路。剛發芽的雜草與剛發芽的玉米，在顏色和形狀上幾乎相同，模型把雜草算成玉米，或反過來把玉米算成雜草的案例也屢有報告。在某個區域稻田訓練的模型，直接搬到土色和日照不同的地區使用，準確率大幅下滑也很常見。熱帶或梅雨季等雲影頻繁的地方，同一作物被分成不同作物、不同作物被合併成同一類的錯誤，都會明顯增加。

這項技術在各國田間扎根的速度不同。2026年一項針對肯亞女性小農的調查顯示，即使受訪者知道人工智慧農業工具，真正使用過的人仍少得多。手機數據費用、閱讀

並操作畫面的負擔，以及即使收到建議也沒有資金照做，幾項困難疊在一起。再精密的地圖，如果下一步沒有錢和人力付諸行動，也只能留在畫面上。

價格同樣是障礙。一架搭載高光譜攝影機、配備完整的工業用無人機，價格可以遠高於一部普通小型拖拉機。還要另外找到能申請飛行許可、處理影像的人。每次放飛無人機，都會產生數GB至數十GB照片；還要設置能在現場立刻篩選照片的小型運算裝置，對小農而言負擔沉重。因此，許多地區開始普及無人機服務模式，農戶不必自行購買設備，而是把拍攝與分析交給農業合作社或服務業者。

降低負擔的技術嘗試也在進行。2023年，Agriculture期刊刊出一項研究，把Transformer架構與超解析度技術結合到害蟲偵測的深度學習模型中，大幅縮小模型體積，使它能直接裝上無人機。不必把所有照片送往雲端伺服器等待答案，無人機或現場的小型電腦當場就能做出判斷。在通訊容易中斷的山區農地或網路緩慢地區，這類模型的用處更大。

未來可能逐漸形成三層觀測體系：衛星先找出出現異常徵兆的區域，無人機飛到當地進行精密拍攝，再把地面感測器數值一起彙整。

我們再回到田埂。無人機降落，畫面上一塊紅色斑點仍留在原處。畫面沒有回答，那是病害、陰影，還是積水。最後做出答案的，仍是穿著雨鞋走進稻田、親手觸摸一片葉子的人。

資料來源與參考文獻

1. Integrated AI and Remote Sensing Framework for Sustainable Agriculture and Environmental Monitoring. (2026).
<https://doi.org/10.64137/3108088x/ijaes-v2i2p101>
2. Development of a UAV-based crop disease detection system using deep learning algorithms to enhance precision agriculture. (2026).
<https://doi.org/10.2478/ijssis-2026-0031>
3. Systematic Literature Review: Machine Learning and Deep Learning Approaches for Crop Yield Prediction Using Remote Sensing Data. (2026).
<https://doi.org/10.37595/mediainfo.v25i2.496>
4. CMAViT: Integrating Climate, Management, and Remote Sensing Data for Crop Yield Prediction With Multimodal Vision Transformers. (2026). IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.
<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>
5. Trimble Geospatial. (2026). eCognition Webinar: Deep Learning, UAVs and Precision Agriculture [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=alrseDYV8Lo>
6. Solvi. (2026). Webinar: From Sensors to Science: A Research Grade Drone Imaging Workflow for Agricultural Research [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=xTXOXkABmHU>

7. 韓國農林畜產食品部. (2026). 韓國首顆農林衛星時代揭幕，建立每3天觀測朝鮮半島的體系. 韓國農林畜產食品部新聞稿.

<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>

8. Deep Learning Applications for Crop Mapping Using Multi-Temporal Sentinel-2 Data and Red-Edge Vegetation Indices: Integrating Convolutional and Recurrent Neural Networks. (2025). Remote Sensing, 17(18), 3207.

<https://doi.org/10.3390/rs17183207>

9. Yield Prediction of Winter Wheat (*Triticum aestivum*) Varieties Using UAV-Derived Multispectral Vegetation Indices Across Growth Stages. (2026). Agronomy, 16(9), 939.

<https://doi.org/10.3390/agronomy16090939>

10. AgTechNavigator. (2026). Fertiliser shock fuels interest in hyperspectral satellites for precision nitrogen use.

<https://www.agtechnavigator.com/Article/2026/04/07/fertiliser-shock-fuels-interest-in-hyperspectral-satellites-for-precision-nitrogen-use/>

11. Artificial intelligence (AI) adoption and its perceptions among smallholder women farmers in Kenya. (2026).

<https://doi.org/10.1007/s44279-026-00626-z>

2.2

電腦視覺與生長表型（Phenomics）分析

有人蹲在稻田中央，手裡拿著捲尺和一本濕透的筆記本。他挑出一株稻，從根部一路量到稻穗頂端；再移到旁邊一株，用手指逐一點算分蘖，也就是一株稻分出的莖數。即使忙上一整天，一個人最多也只能測量幾十株稻。記下的數字晚上轉進表格，隔天早晨又得從頭開始。

植物表現在外的高度、葉形、顏色與穗數，稱為表型。表型是種子裡寫下的基因，與種子生長的土地、天氣和肥料共同塑造的結果。從同一袋取出兩顆種子，分別種在水多與水少的稻田裡，到了秋天長成的高度不同，原因就在這裡。看見一株長得好的稻，並不表示那顆種子一定優良；也可能只是那塊田肥料多，或水源順暢。真正要挑出好基因，就必須把相同種子分種到多塊稻田，剝除環境造成的差異，再找出仍然存在的差別。

育種學家想知道的，是如何分開解讀基因造成的差異，與稻田額外加上的環境差異。過去靠人的經驗與直覺尋找，如今攝影機和計算接下了這雙眼睛的工作。

電腦視覺代替人手與肉眼完成難以負荷的任務。攝影機與人工智慧配合拍攝植物，再從照片自動讀取高度、葉片數與顏色。這種方法稱為高通量表型分析（HTP）。

2025年介紹的TraitDiscover設備，清楚展現攝影機的組合。拍攝可見色彩的一般攝影機、分開拍攝人眼看不見的數百種波段的高光譜攝影機、測量葉面溫度的熱影像攝影機，以及用雷射測量深度的3D掃描器，一字排開裝在同一支機械臂上。旁邊還有一個感測器，以螢光訊號捕捉葉片實際進行多少光合作用。

機械臂安裝在能以毫米為單位移動的三軸驅動裝置上，可以從完全相同的位置，重新拍攝昨天與今天的同一片葉。有些設備在日落後會自行開燈，夜裡繼續拍照，避開太陽角度改變造成的陰影雜訊。

最先計算的數值，光靠平面照片就能取得。從上往下拍攝的照片中，計算綠色像素覆蓋土色像素的比例，便得到冠層覆蓋率；再把這個比例乘以葉片重疊的程度，就得到葉面積指數，顯示一單位地面上鋪有多少單位的葉片面積。指數愈高，稻株能用更大面積接收陽光，進行更多光合作用。過去為了取得這一個數值，人們必須逐片摘下葉子，放上掃描器測量面積；測完後，那株稻就無法繼續生長。改用照片測量，不必折斷稻株，隔天仍能再次取得同一數值。

不過，平面照片只會計算從上方看得到的葉片，無法計算層層藏在下方的葉片。於是，3D點雲接著登場。

攝影機與光達把葉片、莖與穗的表面轉成點，形成3D點雲。連接多張照片的神經輻射場與高斯濺射，也用來重建植物的立體結構。2026年公開的一篇預印本報告，在26組植物影像序列中，平均重建時間從6.52分鐘縮短至1.58秒。這仍是預先公開研究中的有限測試結果，並不是通過同儕審查後的田間標準，這項限制必須保留。

來回行駛田間的車輛中，有些設備用攝影機尋找作物行列，再沿著線條前進。前面提到的四輪車，在玉米田30公尺區段的平均橫向誤差為6.2至12.5公分。這項試驗測量的是作物行列追蹤性能，不是把稻株和雜草分成像素，再用刀片拔除雜草的試驗。把眼睛與雙手裝進同一部機器人的研究仍在進行，但不能只用行駛準確度，代替除草性能與一天作業面積。

點雲裡哪裡是莖、葉片從哪裡開始，由神經網路分割。2025年Agriculture刊載的玉米研究中，分割準確率在訓練資料為92.6%，測試資料為86.1%。從分割點雲計算出的7項性狀，與人工測量值呈現高度相關。不過，準確率並不會告訴我們，一天能處理多少植株。要成為能測量數千株的田間設備，還必須重新測量拍攝、傳輸與點雲重建所需的時間。

攝影機每天從相同位置拍攝同一塊稻田後，產生的就不再是一張照片，而是依日期連續排列的紀錄。插秧後幼苗扎根的時期、莖部開始分枝而稻株張開的時期、抽穗期，以及穀粒成熟期，人工神經網路只憑照片中的顏色與形態變化便能區分。某套在真實稻田測試的系統，以能自行轉向的攝影機與熱影像感測器追蹤這段流程，每天分析葉色，產生表示葉綠素濃度的數值與顯示氮狀態的指數。人們早已知道，在抽穗前，也就是稻株最後大量吸收肥分的幾天內追肥，能讓穀粒飽滿。

然而，要準確找出這幾天，靠人眼一直只能估算。每日照片累積後，估算變成了日期。以同樣方法預先告知穀粒完全成熟的日子，也能提早預約聯合收割機。

遇上這些攝影機的不只稻米與玉米。把高光譜攝影機和人工神經網路用在小麥穗照片上，不必由人逐穗剝開檢查，就能計算感染赤黴病的穀粒占整穗的比例。馬鈴薯埋在地下，攝影機無法直接看見薯塊；但可以從照片測量地上葉片與莖的體積，追蹤體積增加的速度，藉此預估地下薯塊長得多大。

裝設攝影機、機器人與軌道設備的費用並不低。光是在一座溫室安裝軌道攝影設備，就要花費數千萬韓元；再加上3D掃描器與高光譜攝影機，價格還會繼續上升。大量照片和點雲會迅速填滿儲存空間，因此還要同時準備整理影像、執行計算所需的伺服器與人員。大型研究機構或育種公司付得起這筆錢，只耕種幾小塊稻田的個人農戶卻

難以想像。有些國家以研究經費填補成本，替試驗場添購設備；沒有這類支持的地方，只有資金充足的種子公司能先接觸技術。

因此，如今站在這些攝影機下的，多半是用來挑選新品種的育種試驗田；成果轉化成種子與栽培方法後，才會抵達一般農戶。

所謂從一張照片同時讀出基因與環境的痕跡，含義就在這裡。葉片是深綠或淺綠，葉脈之間的顏色是均勻或斑駁，都是品種天生顏色與葉片過去幾天經歷疊合後留下的圖案。TraitDiscover以大豆、玉米與水稻測試這種圖案判讀。2026年發表成果的論文顯示，設備在肉眼可見症狀出現前4天就偵測到乾旱壓力，也在人員手動檢視並記錄前24小時，先找出除草劑傷害。人眼要等葉片下垂或褪色才察覺異常，攝影機則先捕捉反射光的細微變化。

同一設備只靠照片，就能比較種在不同氣候帶的同一品種，對當地環境適應得如何。把超過1萬個育種品系並排種植，只要拍照，便能不經人工篩選，找出哪些品系耐旱、哪些容易罹病。過去這類篩選要花上幾年，靠人手斷水、接種病害，再用肉眼觀察，才能完成。

攝影機並非總是正確。風吹來時，葉片會晃動，同一片葉在剛拍的照片與下一張照片中會出現在不同位置。把不同角度照片疊合、建立立體形狀的計算方法，預設植物保持靜止；風打破了這項前提。室內溫室的情況稍好，關上門就沒有風，照明也穩定。問題發生在風吹不受阻擋的稻田與旱田。每當雲朵遮住太陽，陰影位置也會改變。剛才還明亮的葉片突然落入陰影，原本依顏色區分葉片與土壤的程式，可能把陰影誤認為葉脈之間的病斑。

熟練觀察者一眼就能分開陰影與病斑，機器卻只看顏色和亮度數值，常常判斷失準。

葉片茂密的田區，上層葉片遮住下層葉片也很常見。攝影機根本拍不到被遮蔽的葉緣，因此會把葉面積算得比實際更小。某項實驗直接計算受遮蔽葉片的點雲時，平均面積誤差為15.88平方公分，與實際值的偏差比例達22.11%。經過深度學習校正，推測並補齊受遮蔽葉面的形狀後，誤差降至6.79平方公分，偏差比例降至8.82%，卻沒有完全消失。把在溫室固定照明下學習的模型，原封不動地搬到一天裡陰晴交替好幾次的露天田地，準確率驟降的情況也經常出現。

還有一個問題，與模型判錯的瞬間不同。深度學習神經網路看著一張葉片照片判定染病，卻無法自行解釋為何這樣判斷。計算裡數百萬個數字彼此交織，並不是人類能逐行追蹤的邏輯。為了解決問題，研究人員會在照片上疊一張紅色熱點圖，顯示模型把哪個區域當成判斷依據。紅色斑塊若準確覆蓋真正病斑，模型較值得相信；若斑塊出現在毫不相干的背景上，判斷可能只是碰巧答對。因此，育種學家仍不會原樣抄下攝影機給出的數字；面對可疑結果，他們還是會親手翻看葉片。

沒有育種公司會只憑一個沒有解釋的數字，決定投入多年培育的新品種契約。

我們回到最初那塊稻田。原本蹲著握住捲尺的手，現在拿著平板電腦。軌道攝影機剛傳回的照片上疊著數字，旁邊的小圖表並排畫出昨天和前天量到的數值。可是某一格的高度數值突然大跌，以紅色顯示。那是風吹來的一刻，一片葉在照片裡遮住另一片葉。該相信畫面數字，還是穿上雨鞋走到那株稻前，再用眼睛確認，仍由人來決定。

資料來源與參考文獻

1. Advancing computer vision frontiers for sustainable precision agriculture. (2025). Asian-Australasian Journal of Bioscience and Biotechnology, 10(3).
<https://doi.org/10.3329/aaajbb.v10i3.83439>
2. Chen, H., Liu, S., Wang, C., Wang, C., Gong, K., Li, Y., & Lan, Y. (2023). Point cloud completion of plant leaves under occlusion conditions based on deep learning. Plant Phenomics, 5, 0117.
<https://doi.org/10.34133/plantphenomics.0117>
3. Development and field evaluation of an autonomous four-wheel-drive agricultural vehicle tracking crop rows using computer vision technology. (2026).
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>
4. Gupta, S. K., & Agarwal, R. (2025). Comparative analysis of unmanned aerial vehicle and ground-level data using computer vision in agriculture. Cureus Journal of Computer Science, 2, es44389.
<https://doi.org/10.7759/s44389-025-10304-8>
5. Jia, H., Zhou, W., Zhou, W., Li, Y., Lu, H., & Wu, T. (2026). The turning point of 3D plant phenotyping: 3D foundation models enable minute-to-second cross-crop reconstruction and beyond. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2607.01753>
6. Pasupuleti, M. K. (2026). Vision transformers for crop intelligence and sustainable precision agriculture. International Journal of Academic and Industrial Research Innovations (IAIRI) Research Book Series.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-685658-6-9>
7. Selvaraj, M. (2025). AI-powered phenomics: Transforming crop science for climate-resilient future [Video]. IPPN (International Plant Phenotyping Network).
<https://www.youtube.com/watch?v=eoTvCz3YTzo>
8. Xu, L., Zhang, J., Li, S., Zhu, G., Zhao, H., Yang, J., Li, W., Nie, H., An, W., Yang, B., Hu, W., & Han, Z. (2025). TraitDiscover: An automated high-throughput platform for multimodal plant phenotyping with real-time trait analysis. Smart Agricultural Technology.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375525009220>
9. Zhao, Y., Liu, D., Wang, Z., Yao, J., Yu, J., Wang, Z., & Jia, Z. (2025). Automated phenotyping of maize from 3D point clouds using an optimized deep learning approach. Agriculture, 15(23), 2430.
<https://doi.org/10.3390/agriculture15232430>
10. Zong, Z., Feng, B., Wang, S., Zhang, C., Li, C., & Xu, Y. (2025). Review of Research on Recognition and Monitoring of Plant Growth Phenotype Based on Deep Learning. INMATEH Agricultural Engineering, 81-99.
<https://doi.org/10.35633/inmateh-77-07>

2.3

以深度學習進行病蟲害與雜草早期診斷

7月的田埂上，一個人彎下腰，用指尖翻起一片稻葉。葉緣正蔓延著黃色條紋。那是因為缺水、被蟲啃食，還是真菌侵入，肉眼無法判斷。他舉起手中的手機對準葉片，畫面便顯示病名與處理方法。

每年，侵害糧食作物的病害、昆蟲與雜草，奪走全球作物產量的20%至40%。這是聯合國糧食及農業組織提出的範圍。植物病害每年造成2,200億美元經濟損失，入侵昆蟲造成的損失則超過700億美元。同一份資料沒有提供一項數字，表示一旦撤除化學與生物防治，損失就會加倍。光是現有損失規模，就足以說明巡查與早期診斷為何必要。

為填補這道縫隙而出現的技術，就是深度學習（Deep Learning）。輸入一張照片，多層人工神經網路便自行拆解顏色、紋理與葉脈走向，再提出病名。它不是遵循人類預先訂好的規則，例如黃色超過某個百分比就判定染病。只要讓機器看過數萬張病葉，它會自行找出該看什麼。在實驗室中，水稻稻熱病、小麥赤黴病、馬鈴薯晚疫病等名稱陌生的疾病，都能以超過98%的準確率辨識。只看數字，甚至勝過人類專家。

這項技術包含多種模型，各自負責不同工作。觀看整片葉子、只提出一個病名的分類模型，採用ResNet或EfficientNet系列。要把一張稻田照片中散落的多隻害蟲逐一計數並標出位置，交給YOLO系列偵測模型。至於病斑占葉面多少比例，以及稻莖與雜草葉片在像素層級的分界，則由UNet系列分割模型描繪。即使同樣叫深度學習，問題不同，使用的模型也不同。

問題出在實驗室。廣泛用於訓練深度學習模型的PlantVillage資料集，由約5萬4千張照片組成。每張照片都是把一片葉放在白紙或均勻背景上，從正面拍攝。光線均勻、沒有陰影，葉片後方也沒有雜草、泥土或其他葉片重疊。用這種資料學習的模型，在以同樣方式拍攝的測試照片中，得分超過99%。但稻田與旱田不是白紙。

Frontiers in Plant Science於2026年刊出的論文，用數字呈現這段落差。以PlantVillage訓練的ResNet50模型，在相同條件的測試照片中答對99.73%。然而，把同一模型原封不動地用在真實田間拍攝的PlantDoc照片，準確率跌到32.05%，當場消失67.7個百分點。即使給出錯誤答案，模型仍維持平均79.76%的信心。它沒有發出自己可能出錯的訊號，反而自信地誤診。

研究團隊以GradCAM畫出模型觀看照片哪個部分做判斷，發現在PlantVillage照片中，視線落在病斑中央；到了田間照片，視線卻散向泥土、雜草與陰影。顏色濃淡、葉緣清晰度，甚至葉片在照片中占據的面積，兩套資料在統計性質上都不相同。

彌補縫隙的嘗試仍在繼續。同一篇論文試過降低信心值的校正技術，誤診風險依舊很高；試圖強行對齊兩個領域的對抗式學習，反而把準確率從32%區間降到25%區間。即使採用DINOv2這類先從無標籤照片學習的新模型，準確率也只有43.2%。研究團隊的結論是，標準校正與輕量調適方法可以縮小差距，卻不能消除差距。這就像只看著白紙上照片念書的學生，到了真正考場便不知所措。不能只相信實驗室準確率這一個數字，就把模型送進稻田。

罕見疾病連照片本身都很少，也是另一道障礙。有些疾病只在特定地區、特定季節出現，很難蒐集數千張照片。研究人員因此不只旋轉、翻轉照片或改變亮度，也利用生成對抗網路（GAN）與擴散模型，製作宛如真實病斑的合成照片，混入訓練資料。這種方法能提高少量資料病害的辨識率；但合成照片的質地若與真實病斑有細微差異，也可能讓模型更加混亂。

雜草與幼苗的顏色、形狀相似，辨識並不容易。人們持續研究把高光譜攝影機與深度學習結合，在秧苗階段分辨稗草。一項改良RetinaNet研究偵測水稻與8種稻田雜草，報告94.1%的平均精確率，以及每秒24.3幀的速度。這項成績來自高效能設備。安裝在Raspberry Pi上的輕量模型，必須重新測量速度與準確率，才能拿到田埂上使用。

某項研究以SegNet把畫面分成水稻、背景與雜草3類。主要雜草是慈姑類的 *Sagittaria trifolia*，平均像素準確率為92.7%，頻率加權交並比為84.4%。前一個數字衡量畫面像素答對的比例，後一個數字衡量預測區域與真實區域重疊多少。面對同一幅畫面，兩項指標回答的是不同問題。

區分乾旱枯萎葉片與病葉，也有類似困難。因缺水泛黃的葉子，和遭真菌侵蝕而泛黃的葉子，在攝影機前幾乎是同一種顏色。此時不能只靠影像判斷。系統還要並排查看土壤水分感測器與氣溫感測器送來的數值；如果土壤水分充足，葉片卻仍泛黃，便進一步判定為疾病。影像與感測值疊合，才能減少誤診。再用GradCAM等解釋技術，在畫面上以紅色標示模型看到葉片哪一處痕跡後判定染病，原本因缺乏依據而不信任模型的農民，也能親眼確認判斷根據。

有些時候，單靠一張GradCAM仍不夠。若讓深度學習獨自判斷病蟲害名稱與氣象條件、土壤狀態之間的因果關係，偶爾會產生看似合理卻錯誤的答案，也就是所謂幻覺。這時可以搭配事先整理病蟲害生理與發病條件的知識圖譜。視覺模型找到病斑後，知識圖譜會對照當時的溫度、濕度與近期降雨紀錄，再檢查一次是否真的具備該病害發生的條件。兩者判斷不一致時，系統不會確診，而會要求重新確認。

韓國國家作物病蟲害管理系統，正根據農民上傳的病葉照片，提供辨識病名的影像診斷。韓國農村振興廳2024年公布的平均準確率超過95%，人類辨識準確率為95.3%。當時診斷對象涵蓋31種作物、182種病蟲害。把氣象與栽培環境一併讀取的綜合預測，仍處於持續開發階段。從一張照片的診斷，到追蹤整個季節的預測，還有一段距離。

迫切需要這類系統的，不只有大型農場。亞洲稻作以小農為中心，一戶農家往往把許多巴掌大的稻田拼在一起。愈沒有餘裕聘請專業病蟲害診斷人員的農戶，手裡一支手機愈接近唯一的諮詢窗口。設備價格下降後，小稻田會率先使用這項技術。

作物病害診斷中的數字，測量的是不同事物。accuracy衡量全部答案中答對的比例；recall衡量沒有漏掉的比例；F1衡量精確率與召回率的平衡；mAP則在多個判定門檻下衡量偵測性能。實驗室葉片照片、無人機影像、顯微鏡下的孢子照片，以及手機現場照片，難度也不同。在並排比較水稻、玉米與馬鈴薯模型的百分比前，必須先對齊資料集和指標。

田埂上的智慧型誘蟲裝置，正朝著拍攝受燈光吸引的昆蟲，再用人工智慧辨識種類與計算隻數的方向發展。韓國農村振興廳表示，正針對蛾類與椿象類3個物種應用這類裝置。但不能據此概括所有誘蟲燈都用YOLO即時判斷，並在超過經濟損害門檻時，透過Telegram和農場應用程式發出警報。目標物種、開發階段與警報方式，都要依各項裝置分別確認。

把病蟲害地圖接上標靶噴灑設備，噴嘴便只在需要藥劑的地方開啟。阿肯色大學3年試驗中，See & Spray把除草劑施用量減少43%至59%。在低靈敏度下，也出現Palmer amaranth族群每年增加280%的風險。2027年款設備的設計目標，是辨識的雜草種類接近前一代的4倍，也能看見直徑僅1/4英吋的幼小雜草。少噴的藥劑有多少，必須和漏掉的雜草會留下種子一起衡量。

減少用藥可以降低成本與環境負擔。至於能守住多少收成，會隨作物、病害、感染時機、藥劑與對照區而變。即使很早找出病點，若藥劑無效，或噴灑後立刻下雨，損失仍不會減少。設備價格、電池與軟體更新費用也會左右農戶選擇。這正是需要各作物田間試驗，而不是一個通用減損率的原因。

要讓模型更準確，需要更多稻田照片。然而，把各農戶的病蟲害照片全部彙集到外部伺服器，會引發隱私與安全問題。因此，人們正嘗試聯邦學習，把照片留在各農戶的終端裝置內，只把裝置裡學到的結果值送往中央伺服器合併。不過，各農戶栽培品種與氣候不同，在合併結果值時造成準確率波動，這個問題仍在解決中。

診斷愈快，能守住的收成愈多。印度農業研究機構2011年的紀錄估計，及時施用propiconazole，避免了小麥鏽病可能造成的200萬至300萬噸損失。這不能解讀為防治區與未防治區的實際產量差。番茄捲葉病毒試驗中，移植後30天感染時的損失為

98.43%，移植後75天感染時則為5.44%；但試驗存在田間未重複設計的限制。它可以用來呈現時機的重要性，卻不能隱去研究設計。

夕陽西下，最初站在田埂上的那個人，再次查看手機畫面上的紅色標記。病斑只停留在稻田一角，不過幾株。他沒有背起噴霧器，而是手持只標出那一角的地圖，朝那裡走去。其餘稻田仍是一片青綠。

資料來源與參考文獻

1. Albayrak, A., Kuran, E. C., & Kayaalp, F. (2025). Deep learning approaches in precision agriculture: A comprehensive review of crop classification, disease detection, and weed detection techniques. *Konya Journal of Engineering Sciences*, 13(4), 1318-1360.
<https://doi.org/10.36306/konjes.1583103>
2. 韓國農村振興廳. (2024). 以人工智慧進行作物病蟲害影像診斷的成果.
https://rda.go.kr/board/boardfarminfo.do?CONTENT1=&dataNo=100000798541&mode=view&prgId=day_farmpmnmInfoEntry
3. Thakur, M., & Soni, B. (2026). Deep learning-based crop disease detection for precision agriculture: A survey. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 14(3), 77562.
<https://doi.org/10.22214/ijraset.2026.77562>
4. Pasupuleti, M. K. (2026). Vision transformers for crop intelligence and sustainable precision agriculture. *International Journal of Academic and Industrial Research Innovations Research Book Series*.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-685658-6-9>
5. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. *International Journal of Science, Strategic Management and Technology*, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijsmv2i5.232>
6. Ma, X., Deng, X., Qi, L., Jiang, Y., Li, H., Wang, Y., & Xing, X. (2019). Fully convolutional network for rice seedling and weed image segmentation at the seedling stage in paddy fields. *PLOS ONE*, 14(4), e0215676.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0215676>
7. International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science. (2025). Pest and disease detection system using machine learning for Myanmar rice crops.
<https://doi.org/10.56726/irjmets81664>
8. Asami, H., & Nakamura, T. (2026). Effects of an automatic weed suppression robot for paddy fields in a semi-mountainous area on weed suppression and the growth and yield of paddy rice. *Japanese Journal of Crop Science*, 95(1), 28-35.
<https://doi.org/10.1626/jcs.95.28>
9. Xiang, K., Shi, D., & Zhu, X. (2026). Quantifying the reliability gap in cross-domain plant disease classification: Benchmarking the limited efficacy of standard mitigation techniques under controlled-to-field shift. *Frontiers in Plant Science*, 17, Article 1826962.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1826962>
10. Lovett, J. (2025). Precision agriculture research measures effectiveness of See & Spray technology. University of Arkansas System Division of Agriculture, Arkansas Agricultural Experiment Station.
<https://aaes.uada.edu/news/see-and-spray-research/>
11. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (n.d.). Understanding the context. *FAO Pest and Pesticide Management*.
<https://www.fao.org/pest-and-pesticide-management/about/understanding-the-context/en/>

12. 韓國IT產業新聞. (2026). 2026年5月蘋果、仙人掌與香港鵝掌柴病蟲害諮詢接連湧入……NCPMS AI診斷可立即應對.
<https://www.koreaiin.com/news/903825>

第3章

生長預測與資源最佳化

3.1

機器學習與深度學習的產量預測模型

4月底，剛從秧田移植的秧苗，在稻田水面上只冒出約兩節手指高。根還沒有完全扎穩，連穗影都看不見。可是同一時間，省政府農政辦公室的螢幕上，已經顯示出那片稻田秋天能產出幾麻袋稻米的數字。稻田甚至還沒有全被綠色覆蓋。

預先知道產量，並不是算命。若知道一名學生每天坐在書桌前幾小時、上次考試考了幾分，老師就能推估下一次成績的大致範圍。稻田也是如此。把那片田過去幾年收了多少、今年春天降了多少雨、土裡還剩多少肥力放在一起，秋天會出現的數字便能事先勾勒出輪廓。這種計算靠人手完成實在太吃力。每個變數各自都不難算，但把數十萬塊水田與旱田同時擺在眼前，人腦便無法承擔。

因此，機器學習（Machine Learning）與深度學習（Deep Learning）接手了這項計算。

模型讀取的資料包括天氣、土壤、衛星影像與過去的收穫紀錄。用來衡量作物熱量累積的有效積溫（GDD），通常以每日最高與最低氣溫的平均值減去各作物的基準溫度計算；負值以0處理後再加總。是否設定上限溫度，因模型而異。土壤水分與養分分析，以及播種、灌溉、施肥紀錄，也會一併納入。衛星的常態化差異植生指數（NDVI）可間接顯示葉片的綠度和生長狀態；在多雲日，雷達資料能填補光學影像的空白。

也有學者把數百篇論文堆在一起，逐一統計使用了哪些資料、使用頻率有多高。從統計可見，使用氣溫的研究有88篇，數量最多；使用降水量的研究有79篇，居次。接下來是土壤類型、農務管理紀錄與衛星資料，病蟲害發生紀錄和土壤養分數值的使用相對較少。把各種資料一股腦塞進去，答案不會因此變好。反而是混進不必要的數字時，模型可能在不該找規律的地方找出規律。研究人員因此格外重視從數百個候選變數中，挑出真正有用的項目。

把資料整合後得出答案的方法有好幾種。隨機森林彙集許多決策樹的答案，LSTM則記住氣溫、降雨與植生指數的時間變化。能同時讀取氣象紀錄、農務管理與衛星影像的多模態模型也已出現。2026年FARM研究報告的 R^2 0.8105，是以加拿大油菜籽郡級產量插值成30公尺網格的標籤為對象所得的數值。與獨立的實際聯合收割機量測資料對照的試驗，約為 R^2 0.768。這是地圖上的評估，比在田區直接量測產量的預測成績低了一個層級。

還有一種方法，是把將作物生理寫成方程式的APSIM或DSSAT，與機器學習結合。若將栽培模型算出的葉面積、土壤水分與氮壓力加入學習資料，便可同時看見生理規律與觀測資料。雖有研究指出結合模型優於純統計模型，但改善幅度會隨作物、地區、基準模型與評估年份而大幅不同。加入物理規律這件事本身，並不保證每次都會得到同樣幅度的誤差下降。

解讀預測表現時，先要分辨指標的方向。決定係數 R^2 越接近1，越能解釋觀測值的變動；若為0，其程度便與只使用平均值的預測相近。RMSE與MAE衡量預測與觀測的距離，因此越小越好。要比較中國水稻、美國玉米與歐洲小麥的分數，必須確認是否使用相同指標與獨立測試資料。比起數字的大小，先看它以何種基準量測。

模型究竟如何算出這些數字，難以看透，也是阻礙。吞下龐大資料的深度學習，越是龐大，內部越難看清。對農民而言，要完全相信一個不知道根據何在的數字，並據此規劃當年施肥，並不容易。為解決這個問題而出現的工具是SHAP。SHAP會針對每一筆預測，以數字拆分顯示各變數貢獻了多少。盛夏乾旱把預期產量拉低多少、隨後的晴天又彌補了多少損失，都會逐項攤開。附上這樣的說明，農民就能更信任預測。

問題會在稻田遇上從未經歷過的夏天時出現。在一個地區學習的模型，到了土壤、氣候、品種和耕作方式不同的鄰近地區，誤差可能變大。研究人員稱之為領域轉移。在乾旱與熱浪重疊的年份等學習資料中罕見的條件下，這個問題更明顯。與其拿出某一地區95%的無根據代表數字，不如呈現訓練地區以外的獨立測試成績。

觀測站稀少的地方，模型看到的天氣也稀少。山區的雨量與氣溫，即使距離很近也可能不同；若把零星的觀測值攤到寬廣網格上，地方差異便會被抹平。處理尼泊爾平原與山區、約旦乾燥農地的研究顯示，觀測網密度和資料品質決定了預測的底線。沒有被記錄的雨與霜，模型也無從得知。

2026年刊於Frontiers in Plant Science的AgriFM，學習了240萬筆field-season時間序列。以過去資料進行的回溯評估中，它比只用衛星資料的基準線早18至24天辨識出乾旱與熱浪的複合壓力。研究團隊表示，若要顯示對實際農家的效益，仍需要前瞻性試驗。18天這個數字，並非商業服務在現場預告未來災害的紀錄，而是重新拆解已發生事件的試驗所得到的預警提前幅度。

這一切都不是免費的。取得衛星資料、購買跨越多年的氣象資料、租用執行模型的伺服器，都需要成本。若是耕作數千公頃的大型農場，容易以增產部分回收成本；但對只種幾馬地水田的小農而言，訂閱費本身就是負擔。因此，政府或合作社常會代為購買預測服務，再免費或以極低價格提供給農家。

即便如此，預測若能命中，收穫仍然很多。以馬鈴薯為例，因為在挖收之前就知道當年馬鈴薯會產出多少，得以在採收前數月開始安排倉儲預約和出貨日程。對農家來說

，這表示在秋天到來前，就能規劃何時找人手、何時叫貨車。種小麥或大豆的農家，則可事先知道哪個區塊長得好、哪個區塊表現不佳，只替後者多施肥，藉此降低成本。

對負責糧食安全的人來說，這些數字有另一種分量。若能在夏天推估一國小麥或玉米總產量會比常年少多少，便能在秋收結束前開始談判，決定從哪裡買進多少。反過來說，若預計豐收，便無須急著高價進口。這類判斷即使只晚幾週，在國際穀物市場也可能碰上價格上漲或錯失貨源。

韓國農林衛星於2026年7月7日發射，並成功完成首次通訊。其5公尺解析度、120公里觀測幅寬、5個光譜波段與約3天重訪週期的規格均屬實。然而，衛星仍處於初期運行與影像校正階段，正規任務預定在2027年開始。雖有計畫將其連結至農業觀測與災害評估，但尚未出現保險金自動核算，或損失評估期間已從數週縮短為數天的成果。不能以同一種時態書寫發射成功與商業服務效果。

在市場上，數字一出現，價格便會動。美國農業部每月公布供需展望時，玉米和大豆期貨價格都會波動。在官員的手工計算旁，也正測試用XGBoost等機器學習演算法每天重新計算並比較產量的自動化系統。預測若能哪怕早一天、更準確一天，先拿到資訊的一方就能在買賣決策上搶先。

再回到4月的秧田。水面上只冒出兩節手指高的秧苗，秋天究竟會變成幾麻袋，至今還沒有人親眼看見答案。伺服器裡的數字早已定下答案，但蹲在稻田裡摸著泥土的人，也許感覺到別的東西。秋天來臨時，螢幕上的數字與指尖的感覺，哪一邊會真正吻合？

資料來源與參考文獻

1. Chowdhury, P., Maiti, B., Mudi, L. K., & Chatterjee, S. (2026). Artificial intelligence for sustainable agriculture: A review of machine learning and deep learning techniques for crop growth and yield prediction. *International Journal of Applied Resilience and Sustainability*, 2(3), 176-207.
<https://doi.org/10.70593/deepsci.0203007>
2. Haikal, M. F., & Furqon, M. A. (2026). Systematic literature review: Machine learning and deep learning approaches for crop yield prediction using remote sensing data. *Media Informatika*, 25(2), 126-137.
<https://doi.org/10.37595/mediainfo.v25i2.496>
3. Jagadeesan, J., & Nagarajan, R. (2026). A review of federated machine learning for crop yield prediction: Sustainable integration of IoT and smart agriculture. *Indian Journal of Computer Science and Technology*, 2026(502), 532-543.
<https://doi.org/10.59256/indjst.20260502059>
4. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. (2026). CMAViT: Integrating climate, management, and remote sensing data for crop yield prediction with multimodal vision transformers.
<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>

5. Albahli, S., & Shiraz, M. (2026, July). A multimodal geospatial foundation model anticipates crop stress and yield failure across climates and species. *Frontiers in Plant Science*, 17, 1883297.
<https://doi.org/10.3389/fpls.2026.1883297>
6. Nejadshamsi, S., Zhang, Y., Porth, B., Zaki, S., Porth, L., & Khoshdel, V. (2026). FARM: Crop yield prediction via regression on Prithvi's encoder for satellite sensing. *AgriEngineering*, 8(1), 2.
<https://doi.org/10.3390/agriengineering8010002>
7. 農林畜產食品部. (2026, 7月5日). 韓國首個農林衛星時代揭幕，以每3天觀測整個韓半島啟動科學農政轉型. 農林畜產食品部新聞稿.
<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>
8. NewsPim. (2026, 7月3日). 韓國首枚農林衛星發射……從作物生長到災害，每3天精密觀測.
<https://www.newspim.com/news/view/20260703000799>

3.2

精準灌溉與變率施肥（VRA）控制

7月正午，太陽高掛，農民用手指按了按進水口旁的泥土。靠近進水口的稻株長得飽滿、濃綠，田內角落的稻株卻葉尖發黃捲曲。同一天插秧、同樣淋雨的稻子，僅隔20步，長相就不同。手中手機螢幕顯示一張把稻田分成方格的地圖：藍色格子是水分充足區，紅色格子是缺水區。

即使一小塊田地裡，土壤性質也因位置而不同。有些區域沙多，水很快滲走；有些區域黏土多，能長時間蓄水。若田地有坡度，上方乾燥，下方泥濘。再加上量測土中電流傳導程度的電導度數值、顯示酸鹼度的氫離子濃度（pH）數值，以及把等高線原樣搬進來的數位高程圖，便會發現看似一樣的田地其實分成好幾塊小田。

舊式做法，就像給班上30名孩子每人分一個同樣大小的水壺。口渴的孩子和已經喝飽的孩子，得到的量完全一樣。結果是某些區域肥料過剩，被雨水沖刷流進溪流；另一些區域肥料不足，稻子長得瘦弱。剩餘肥料會導致土壤鹽化，使土壤變鹹；在淹水稻田中，還會排出更多溫室氣體。

精準灌溉和變率施肥，是為田地各區域制定不同處方的技術。土壤水分可用電容式或TDR感測器量測。電導度感測器只顯示溶於土壤的離子整體狀態，不能分別量測氮、磷、鉀。離子選擇性感測器也必須校正水分、溫度和其他離子的干擾。感測器螢幕上的濃度，與作物實際遭遇的養分缺乏，並不是同一件事。要形成處方，必須同時看現場感測器、土壤檢測和作物生長狀況。

只靠埋在地下的感測器，無法了解整片田地。無人機與人造衛星填補了這些空隙。無人機相機拍到的葉色會轉為稱作植生指數的數字；當濃綠的葉片密密覆滿田地，舊指數（NDVI）會在所有地方顯示同樣高的值，無法辨別各區域差異。因此，改用同時讀取近紅外線與比它略偏紅波長的新指數（NDRE），地圖上就會以顏色分出缺氮格子與氮素有餘格子。人造衛星影像也能做同樣的事。

在無力升空無人機、或無法把感測器埋進地裡的田地裡，有時會改用只憑幾張衛星照片、一種稱為主成分分析的統計方法，以及機器學習演算法，找出土壤水分與養分不足的區域。

處方地圖的格子大小，取決於感測器、衛星、無人機及農機的位置精度。長寬各1公尺不是所有田區的標準。連上地圖和GPS的撒布機可按區域調整閥門，灌溉閥則會同

時讀取土壤水分和天氣預報。2025年一項墨西哥辣椒溫室的8週試驗中，強化學習控制在維持土壤水分高於永久凋萎點的同時，比慣行時間控制減少36.9%的灌溉量。這是單一溫室、單一作物的試驗，不能擴大為整體露天田區的自動灌溉效能。

水稻栽培中，會使用不讓稻田持續淹水、而是反覆蓄水與排水的間歇灌溉。泰國國家科學技術發展局在2026年，於披集、南邦和清邁超過20處稻田研究據點，安裝採用超音波水位感測器的HandySense。節水15%至30%、減少甲烷30%至50%，並非這些據點全體已經確認的實測平均值，而是該機構提出的預期效益。為蒐集資料而安裝設備，和效果已獲驗證的田間試驗，必須分開看待。

水稻是否遵守間歇灌溉，可透過雷達衛星與水位感測器查驗。2026年研究報告，在不同條件下判別準確率約為80%至93%。這項結果是遙距確認灌溉執行情形的研究，並不是區塊鏈帳本立刻把碳權收益交還農民的現場成果。若要用於碳市場，還需要現場量測、不確定性計算、獨立驗證與交易規則。

在旱作物中，可把滴灌與土壤水分感測器結合，只向根部周圍送出所需的水量。間歇供水的脈衝灌溉，可因土壤條件而提升用水效率。把無人機的氮素地圖與坡度資料加入施肥計畫的研究也持續進行。多代理與樸素貝葉斯等計算法也在測試，但是否同時證明節水、減肥和增產，仍須以各作物的田間資料再次確認。

在廣大田地中，可以調整中央樞紐灌溉機每個噴嘴的流量，或以衛星製作氮素處方地圖。英國YaraPlus在2026年為牧草地農家提供免費的氮素變率施肥地圖。手機上雖可免費看到地圖，要在田裡改變施肥量，仍需要能讀取該地圖的相容撒布機。地圖免費，撒布機的費用仍由農家承擔。

然而，這項技術也有陰影。長年埋在土裡的感測器，會因鹽分和化學反應而隨時間吐出失準數字，把昨天還顯示濕潤的地方，今天標成乾燥。相信錯誤數字而灌錯水的農家，有時會關掉處方地圖，回到舊方法。每隔幾個月，人必須親自到田間，將感測器數值與手工量測的數值核對；在無線訊號到不了的山谷田地，辛苦埋設的感測器也可能一行資料都送不出去便停擺。為減少這些誤差，也有做法是在感測器旁裝設小型運算裝置，植入立即篩選數值的自動校正式，但仍無法完全取代人手。

成本更沉重。要備齊一個變率施肥噴嘴、一架無人機和多個感測器，所需金額可能超過一般小農一年的純收益。有些農家第一年期待節省效果而買進設備，第二年卻遇上感測器誤差與通訊中斷重疊，便把設備放進倉庫，重新靠鏟子和目測耕作，這種情況並不少見。

只降低設備價格，並不能解決普及問題。國際食物政策研究所指出，教育、貸款、供應鏈和維修人員的不足，是小規模灌溉技術的障礙。提格雷位於衣索比亞北部，

Southern Tigray Zone則是該州南部地區。設備故障時零件能送達的路徑、分配用水的規則、能承擔債務的收入，必須一併具備，抽水機才能在下一個季節繼續運轉。

技術前進的方向，有在電腦中仿造農場的數位孿生。利用感測器數值計算幾天後的土壤水分，並比較多種灌溉情境的試驗持續進行。將量子運算用於整體農地的水與電力分配，並把節省紀錄作為碳資產交易的構想，仍較接近展望與研究提案。已在農家確認成效的技術，不能與尚待測試的計算方法放在同一種時態中。

再回到清晨的田埂。手機螢幕中的紅色格子，是要再開大進水口的訊號；藍色格子，則是維持原狀的訊號。農民又看了一眼螢幕，手放到進水口的扣環上。能不能支付那個價格，而非技術本身的效能，才是區分能使用這張地圖的稻田與不能使用的稻田的條件。

資料來源與參考文獻

1. Nezami, M., & Kumar, R. (2026). Multimodal Edge Intelligence for Crop Disease Detection and Irrigation Advisory in Precision Agriculture. *International Journal of Science, Strategic Management and Technology*, 2(5), 1-9.
<https://doi.org/10.55041/ijst.v2i5.232>
2. Sheetal, V. A., Vikranth, B. M., & Adarsha Sagar, H. V. (2026). AI-driven multi-agent framework for smart irrigation and crop health monitoring in Indian rice and sugarcane farming. *Plant Science Today*, 13(sp2), 1-16.
<https://doi.org/10.14719/pst.12797>
3. Hermantoro, Rengga Arnalis Renjani, & Gani Supriyanto. (2026). Artificial intelligence and IoT-based precision irrigation for energy-efficient tropical agriculture. *International Journal of Management and Business Intelligence*, 4(3), 685-698.
<https://doi.org/10.59890/ijmbi.v4i3.25>
4. Research Square. (2026). Impact of improved irrigation technology adoption under groundwater irrigation and its impact on smallholder farmers' crop productivity, income, and food security in Southern Tigray Zone, Ethiopia (預印本) .
<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9797920/v1>
5. Agremo, & TerraXploreDrones. (2026). AI crop monitoring & variable rate applications (網路研討會影片) . YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=NW9g73zQ4Yo>
6. Ali, A., Hussain, T., & Zahid, A. (2025). Smart irrigation technologies and prospects for enhancing water use efficiency for sustainable agriculture. *AgriEngineering*, 7(4), 106.
<https://www.mdpi.com/2624-7402/7/4/106>
7. MDPI. (2026). Alternate wetting and drying irrigated rice paddy field water status monitoring with ALOS-2 three components and IoT sensors. *Remote Sensing*, 18(8), 1183.
<https://www.mdpi.com/2072-4292/18/8/1183>
8. MDPI. (2025). Greenhouse irrigation control based on reinforcement learning. *Agronomy*, 15(12), 2781.
<https://doi.org/10.3390/agronomy15122781>
9. National Science and Technology Development Agency. (2026). HandySense alternate wetting and drying (AWD) by NSTDA advances low-carbon rice farming in Thailand. NSTDA News.
<https://www.nstda.or.th/en/news/news-years-2026/handysense.html>

10. Yara UK. (2026). Variable rate nitrogen mapping available free to grassland farmers. Yara UK News.
<https://www.yara.co.uk/crop-nutrition/news/news/2026/variable-rate-nitrogen-mapping-available-free-to-grassland-farmers/>
11. Ringler, C., & Lefore, N. (2026, June 10). Are subsidies the solution for 'costly' small-scale irrigation technologies? International Food Policy Research Institute.
[https://www.ifpri.org/blog/are-subsidies-the-solution-for-costly-small-scale-irrigation-technologies/irrigation technologies?International Food Policy Research Institute.](https://www.ifpri.org/blog/are-subsidies-the-solution-for-costly-small-scale-irrigation-technologies/irrigation-technologies?International%20Food%20Policy%20Research%20Institute.)

3.3

作物發育階段（DVS/DVI）預測模擬

6月的一個早晨，剛完成插秧的稻田旁，農民看著手機。螢幕上浮著一句短句：預報這片稻田的稻子會在8月15日前後抽穗。從秧盤移來的幼苗還不到腳踝高，掌中的機器卻已經標出了兩個月後的一天。

那一天不會單獨到來。約在抽穗前20天，必須再施一次肥；抽穗日前後幾天，稻田水要加深，以防止冷害與高溫傷害。抽穗後，防治稻熱病與稻麴病的用藥時機就定下來；等穀粒完全成熟，聯合收割機進田的日期和送往烘乾場的順序也會定下來。因此，預測稻子何時抽穗，就是決定一整年耕作日曆的工作。

舊方法，是把溫度一天天累積起來計算。在氣溫停在某個門檻以下時，水稻生長速度幾乎不會起來；只有超過門檻的部分，才會累積成當天的生長量。這個門檻稱作基準溫度，把當日平均氣溫減去基準溫度的值，如同每天放進撲滿般累積的算法，稱作有效積溫（GDD）。若相減結果小於0，當天就只放進0。水稻一天也不缺地填滿這個撲滿，隨之成長。

把積溫換算成生長刻度的值，依模型不同稱為DVS或DVI。有些水稻模型把插秧定為0、抽穗定為1、成熟定為2。但把0.2固定為幼苗期、0.5固定為分蘗期、1.5固定為灌漿期的規則，並非所有品種和模型都共通。基準點和中間階段會隨作物、品種與計算式而校正。要以一個數字讀取田野，必須先說明產生該數字的模型如何定義它。

然而，水稻不只對氣溫作出反應，也感知白晝變短。水稻是夜晚變長後，才會從長葉長莖轉換為長穗的植物，因此盛夏白晝開始縮短的訊號也反映在生長速度上。稻田缺水、根部乾燥時，發育會變慢；反過來，曾遭遇缺水的水稻也可能急著抽穗。氣溫、日長和水，這三項共同決定一天的發育速度。

農民長久使用的方法，是熟悉的日曆：插秧後過幾天就抽穗的經驗法則。但每年春秋氣溫起伏不定，按此方式訂出的抽穗日與實際日期相差一週至近半個月的年份並不罕見。肥料太早施，水稻會徒長倒伏；太晚施，穗數又會減少。錯過一個日期的代價，回到的是整片稻田的收穫。沒有別的算法的時代，只能把誤差歸咎於天意，等待下一年。

機器學習加在積溫算法上的，大致有兩件事。其一，是讓含有物理規律的模型和從紀錄尋找規律的模型並列。APSIM、DSSAT，以及在日本依水稻特性修訂的SIMRIW等

作物生長模型，以方程式解出溫度、水與氮在水稻內如何運作。長短期記憶（LSTM）或Transformer等人工神經網路，並不依賴方程式，而是從數萬塊稻田的過去紀錄學習模式。把兩種模型接起來，方程式無法解釋的那片稻田特性，便由神經網路補足。

若把水稻只能從0走向2、不能倒退的事實定為規則，也能避免神經網路把發育階段倒著算的錯誤。

同一片農區裡，早熟種與中晚熟種會一起栽種。若只用一個地區平均氣溫來計算發育指數，先成熟和晚成熟的品種就會混在同一套計算裡。因此，計算會分別加入每個品種不同的基準溫度與日長感應性，讓它們即使緊鄰，也各自畫出不同曲線。

另一件事，是用從天空拍下的照片即時修正計算。衛星與無人機拍攝稻田後，會得到葉面積指數等顯示葉片茂密程度的數值。將這個數值與計算中水稻的狀態比較，只按誤差大小向前或向後推移的方法，稱為資料同化。它像導航每次收到實際位置訊號，就重新告知預計抵達時間。幾個月前訂下的計算不可能原封不動地吻合，拍下稻田的一張張照片會一點一點把計算拉回來。

往這項校正工作裡看，會看到一種稱為粒子濾波的方法。電腦裡先複製數百塊一模一樣的稻田，讓每一塊在略有不同的假設下計算發育指數。進來一張衛星照片後，與該照片得出較接近答案的複製本會被給予更大權重，答案相差很遠的複製本則被濾除。集合卡爾曼濾波的方法原理也相近，每次只依觀測值與計算值之間的差距，稍微修正預測。

韓國首枚農林衛星於2026年7月7日從美國范登堡太空軍基地發射，並成功完成首次通訊。它具有5公尺解析度、120公里觀測幅寬與約3天週期的觀測能力。但2026年仍會進行初期運行與影像校正，正規任務預定於2027年開始。現在還不是用現在式寫作稻米和大豆生長影像已每3天下送到農家的階段。

把這類每3天一次的觀測匯集到數千塊稻田，就能事先描繪一個地區，乃至一個國家，今年的水稻能收多少。農林畜產食品部規劃把這樣匯集的發育資訊，與大豆、白菜等其他作物的供需展望一併檢視，在價格突然上漲或下跌之前爭取應對時間。預測一片稻田抽穗日的計算，就這樣連到處理餐桌物價的計算。

能依農民問題說明計算結果的管道，也正在準備。農村振興廳正在開發名為「AI Isak」的AI代理，將農業技術資料與語言模型結合。其正式2026年工作計畫記載的服務預定時間是2027年。目前已在農家手機上運作的病蟲害影像診斷，和未來會以對話解釋抽穗日和開花期的AI Isak，開始時間不同。

若這個日期晚一天，實際會發生什麼？在抽穗前20至25天左右的幼穗形成期，水稻體內的稻穗正在形成，施用氮肥的期間只有幾天。錯過這幾天而晚施，容易只讓莖徒

長倒伏；太早施，則會在稻穗結粒前肥效耗盡，穀粒數減少。發育指數0.75這一個數字，決定何時打開肥料袋。

灌水日的窗口也很窄。抽穗期前後幾天，稻田水必須比平時更深，稻穗才能正常形成花粉，並承受寒氣與異常高溫。這些水若晚一天灌，花粉已經受損；若早一天排掉，真正危險那天稻田卻是乾的。在輪作水稻、大豆與小麥的稻田裡，前一種作物的收穫日和後一種作物的播種日都繫在這一項計算上，因此一天的誤差也會推遲下一種作物的播種計畫。

這項通知不只會出現在一片稻田。同一座水庫水源由下游數百筆稻田分用，這些稻田都會一起收到計算結果。插秧日期、稻田朝向和土壤深度每筆都有些微不同，即使種相同品種，也會有發育指數拉開的稻田；水利組合便依照這個差距重排供水順序。

完全成熟後，收穫日相差幾天也會影響品質，因為必須事先安排聯合收割機作業和烘乾場順序。積溫與天氣預報可用來校正憑經驗訂下的日期。但誤差能減少多少，會隨地區、品種、播種日與評估年份而不同。把日期縮小一天會連到產量的百分之多少，也必須連同颱風、降雨與烘乾場等待時間一起量測，才會知道。

這一兩天並不會在一片稻田結束。在一座村莊裡，一台聯合收割機由多個農家輪流使用，前面一片稻田的收穫日只要出錯，後面等待的下一片、再下一片都會依序延後。發育指數計算把多塊稻田的預定日同時並排顯示，讓整座村子預先安排聯合收割機順序也容易得多。

熱浪與熱帶夜打亂了發育日曆的前提。玉米若在開花期同時遇上高溫與缺水，花粉與授粉過程可能受損。極端高溫研究以超過32度的KDD作為小麥與玉米的熱壓力指標。小麥的寒害也必須連同品種、發育階段、暴露溫度和時間一起看。即使日曆日期正確，當日天氣若超出過去範圍，穀粒也可能空癟。

昆蟲與真菌的發育也以相同方式計算。啃食玉米葉的草地貪夜蛾，氣溫上升後從幼蟲長成蛾的速度加快，這個速度同樣可用積溫計算。問題在於，害蟲生長速度與玉米生長速度，在同一個夏天會以不同方式變動。有些年份，害蟲會比往年早半個月長出翅膀，偏偏在作物最脆弱的發育階段遇上害蟲群。因此，近來的病蟲害預測模型把作物發育指數與害蟲發育速度並列，朝著預先找出兩者重疊的危險幾天的方向前進。

從2025年刊於國際期刊Earth's Future的研究團隊分析可見，美國小麥與玉米在乾旱和熱浪重疊時，產量和實際可收穫的穀粒比例，即所謂可收穫分率，都會下降；但下降幅度因作物所處發育階段而不同。這表示，開花期前後遭遇熱浪的田地，和在更早時期遭遇熱浪的田地，即使經歷相同高溫，所受損害也不同。一篇2025年國際期刊評論論文彙整園藝作物的積溫模型，同樣指出，既有公式只會把氣溫超過門檻的部分加起來，沒有把過熱日反而停止生長的情況納入計算。

因此，近來模型會把過熱日的熱量另行分開，像扣分一樣修改計算法。

發育指數計算不只瞄準今年夏天的一天。把政府間氣候變遷專門委員會（IPCC）提出的多種未來氣候情境放進同一個公式，也能事先描繪30年後這片稻田的抽穗日會比現在提前多少。若放入如現在般持續排放溫室氣體的情境，就會出現水稻抽穗日每年逐漸提前的曲線；若放入大幅減排情境，曲線就會平緩得多。

計算愈精密，留下的問題也愈多。無論水稻或小麥，每個品種的基準溫度與對日長的反應程度都不同，因此每當有新品種出現，就必須在可以人工控制溫度與光照的實驗室裡種上幾個月，才能取得該品種固有的數字。這種實驗室稱為人工氣候室。那裡能任意調整溫度與日照長度，從秧田到抽穗日，將水稻生長全程提前觀察。然而，新品種每年會湧出數十種，人工氣候室的一個隔間沒有時間把那麼多品種都種一遍。

因此，尚未完成試驗的品種會借用外觀相似既有品種的數字放入計算；若兩個品種的基準溫度實際相差約半度，這半度穿越整個盛夏，便會膨脹成幾天誤差。近來也出現把高速表型技術與逆算方法結合的嘗試：前者用相機同時拍攝數百株幼苗，讀出其生長速度；後者由該速度反推基準溫度，藉此縮短待在實驗室的期間。沒有氣象觀測站的山區稻田，只能用距離與海拔估算鄰近觀測站的數值填入，因此計算再精密，該稻田自身的誤差仍會存在。

有些農民若發育指數告訴他的日期，與自己長久以目測估出的日期相差超過一天，便會懷疑計算。實際上，雖然罕見，模型也曾遇上異常乾燥的春天或晚霜而錯過幾天，所以這份懷疑不能說完全沒有根據。也有農家因為要重新學習手機通知與感測器數值的麻煩，以及初期設備費用，用了幾年後又回到舊日曆。

數位孿生正朝著在電腦中仿造稻田與果園、預先跑多種天氣和灌溉情境的方向發展。2026年，在智利葡萄園與多項作物研究中，蒐集資料的試驗正在進行；但還不能稱為已證明能減少實際灌溉量、並具自主施肥效果的商業系統。當發育指數到達某個值，人工智慧便讓無人機起飛的畫面，也應留作未來自動化情境，而不是現在的成果。

再回到6月的那片稻田。手機螢幕上8月15日這個數字，是至今累積的積溫、每3天到來的衛星照片，以及過去數年天氣共同造出的一天。長年往來於這片稻田的人，現在把自己的估計疊在那個數字上。那一天會不會真的吻合，還是6月底襲來的一場熱浪會把整套計算搖得粉碎，至今無人知道。

資料來源與參考文獻

1. Xiao, K., Zhou, X., Gui, H., Tian, Y., Chen, X., Li, Y., Matomela, N., & Xin, Q. (2025). Drought and extreme heat reduce wheat and maize production in the United States by lowering both crop yields and harvestable

fraction. *Earth's Future*, 13(12), e2024EF005557.

<https://doi.org/10.1029/2024EF005557>

2. Chowdhury, P., Maiti, B., Mudi, L. K., & Chatterjee, S. (2026). Artificial intelligence for sustainable agriculture: A review of machine learning and deep learning techniques for crop growth and yield prediction. *International Journal of Applied Resilience and Sustainability*, 2(3), 176-207.

<https://doi.org/10.70593/deepsci.0203007>

3. Patil, N., Raut, K., Bhusari, S., & Gharge, A. (2025). Digital twin integration with generative AI and foundation models for real-time precision agriculture and crop resilience. *International Journal of Research in Agronomy*, 8(12S), 170-177.

<https://doi.org/10.33545/2618060x.2025.v8.i12sc.4355>

4. Kamangir, H., Sams, B. S., Dokoozlian, N., Sanchez, L., & Earles, J. M. (2026). CMAViT: Integrating climate, management, and remote sensing data for crop yield prediction with multimodal vision transformers. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 19, 8932-8945.

<https://doi.org/10.1109/jstars.2026.3669511>

5. Kolipara, Y. V. P., & El-Gayar, O. (2026). AI-driven crop yield prediction for climate-resilient agriculture. *Conference Proceedings of the International Conference on Agriculture, Food Security and Safety*, 94-106.

<https://doi.org/10.32789/agrofood.2025.5107>

6. Makouate, H. F., & Zude-Sasse, M. (2025). Advances in Growing Degree Days Models for Flowering to Harvest: Optimizing Crop Management with Methods of Precision Horticulture, a Review. *Horticulturae*, 11(12), 1415.

<https://doi.org/10.3390/horticulturae11121415>

7. Kalisetti, V. S., Sudharshanam, U., Venkata, N. K. M., Mandla, R., Akula, S., Bedika, M., Dharavath, B., Dogga, S., Ramakrishna Babu, A., & Javaji, C. (2025). Smart agriculture: A climate-driven approach to modelling and forecasting fall armyworm populations in maize using machine learning algorithms. *Frontiers in Plant Science*, 16, Article 1636412.

<https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1636412>

8. 農林畜產食品部. (2026). 韓國首個農林衛星時代揭幕，以每3天觀測整個韓半島啟動科學農政轉型. 農林畜產食品部農產業創新政策官科學技術政策課新聞稿 (2026. 7. 5.) .

<https://www.mafra.go.kr/bbs/home/792/578337/artclView.do>

9. 農民新聞. (2025, November 19). 農村振興廳推動將「AI Isak」擴展為農業技術資訊服務.

<https://www.nongmin.com/article/20251119500634>

10. FreshFruitPortal. (2026, June 17). Innovative digital twin model targets growers' real-world irrigation and traceability needs in 2026.

<https://www.freshfruitportal.com/news/2026/06/17/twin-model/>

第4章

基因體學與AI分子育種

4.1

作物基因體大數據與泛基因體 (Pan-genome) 建置

種原中心的低溫儲藏庫維持在攝氏4度左右。並排的每個抽屜都塞滿紙袋，每個袋子上都有手寫或條碼標籤。有些是在全羅道某片田野傳承近百年的地方稻種，有些則是從喜馬拉雅山麓溼地採集的野生稻。外觀看起來與市場上販售的稻米沒有太大差異，內含的基因卻完全不同。

過去研究稻米基因體的標準方法，是從這麼多袋子中只選出一個品種，完整解讀後，再將其他所有稻米疊合在這一個品種上讀取。國際水稻基因體計畫最初選為標準的是日本粳稻品種「日本晴」。其後數十年間，全球稻米研究都把這一品種的基因序列像字典一樣攤開，再依照這本字典的頁碼，把其他品種的序列嵌入其中。

這就像試圖用一本字典整理世上所有語言。遇到標準語字典裡沒有的方言，就找不到收錄那個詞的頁面。若要把只存在於野生稻或地方稻種中的基因，以及其他稻米完全沒有的序列，硬套進參考基因體，整段序列便會遺漏，或錯接到不相干的位置。遺傳學家稱這種現象為參考偏差。研究者只看得到作為標準的品種所擁有的基因，而該品種沒有的基因，從一開始就被當成不存在。這些消失的基因，往往才是能抵禦乾旱與病蟲害的真正寶藏。

要消除這個盲點，就必須把多個版本全部攤在同一張桌上。無論是稻、麥或大豆，把數百至數千個品種的基因體並排疊合繪製，便會看見兩個層次。所有品種共同具有的基因層稱為核心基因體。只有特定品種、地方品種或野生種才有的基因層稱為可變基因體。可變基因體中藏著標準品種所沒有的能力，例如抵禦乾旱、在高鹽分土壤中扎根，以及辨識陌生病原菌的免疫力。把這兩層合併繪成的圖譜稱為泛基因體。

國際稻米研究團隊重新定序從全球蒐集的3,000多個稻米品系，並於2014年公布「3,000稻米基因體計畫」的資料。這些資料比較數百萬個變異，成為解讀粳稻、粳稻與地方品種間遺傳差異的基礎。提出綠色超級稻構想的PNAS論文，早在2007年就已發表。2007年的論文不可能源自後來的3,000稻米基因體資料。綠色超級稻研究的發展脈絡，可以與3,000稻米基因體計畫的成果並列，但不能寫成後來的數據催生了先前的研究。

改變稻作歷史的基因，發現途徑各不相同。SD1是推動綠色革命的矮稈基因，早已獲得確認；SH1系列存在於多種亞洲稻米中，與稻穀脫落的性狀有關。Xa21則是從野生稻發現的白葉枯病抗性基因。不能把這三個基因全都歸為只看一個參考基因體，就連其存在都不會知道的基因。泛基因體的力量不只在於顯示基因是否存在，還能同時呈現結構變異、存在與缺失變異，以及各品種的等位基因與調控區域。

泛基因體把多個品種共有與分歧的序列連成一張圖。從單一字母差異到倒置、重複、大型插入與缺失，都可以標在同一張圖譜上。PacBio HiFi與Oxford Nanopore等長讀長定序技術，可提升染色體層級組裝的品質。不過，建立圖泛基因體並不代表所有品種的序列都必須達到端粒到端粒的完整程度。結合代表性品系的高品質組裝與大量品系重定序資料，也是廣泛採用的設計。

2026年發表於Nature Genetics的綠豆圖泛基因體研究，重新組裝了11個代表性品系，並把580個品系用於重定序、族群遺傳與關聯分析樣本。研究團隊整理出75,268個基因家族與66,862個結構變異，並透過5個地區的栽培試驗，檢視與20種性狀相關的候選區段。這項研究並未重新組裝全部580個基因體。必須分別說明組裝樣本與族群分析樣本，才能看出圖譜的密度與證據基礎。

泛基因體的範圍不止於此。除了栽培品種及當地地方品種，更把親緣遙遠、甚至完全無法雜交的野生種集中比較，這種嘗試稱為超級泛基因體。稻屬中除了亞洲栽培稻，也有非洲自古栽培的另一種稻，還有多種與這兩者都無法雜交的真正野生近緣種。把這些遠親的基因體也放進圖譜後，早已從栽培種消失的防禦基因或根系結構，就能重新進入視野。

小麥是由不同祖先基因體結合而成的六倍體作物，因此組裝困難。2024年的Nature研究分析17個中國品種，整理出249,976個結構變異。這張圖譜顯示了VRN-A1、春播與秋播性，以及1RS相關變異。它雖非疊合世界各地所有小麥的圖譜，卻已顯示僅一國之內的品種就有多廣泛的結構變異。

大豆泛基因體研究也區分了不同樣本的用途。研究團隊對2,898個栽培大豆與野生大豆品系進行深度重定序，再組裝其中26個代表性品系。不能把它稱為重新組裝2,800多個基因體的圖譜。與其把野生大豆的吸水與休眠調控基因、抗旱與抗病性，以及蛋白質含量，串成同一項研究的後續成果，更應分別列出確認各項性狀的原始論文。

玉米的變化更大。現代玉米的野生祖先大芻草，是一種接近雜草的植物，細瘦的穗上只零落掛著幾粒穀粒。將大芻草與現代玉米的基因體並排疊合後，研究者發現幾個關鍵基因，區分出原本只有幾粒穀粒的瘦小果穗，如何變成今天穀粒密布的粗大果穗。人類數千年來在田間親手選拔留下的痕跡，如今以基因座標標示在電腦螢幕上。

問題是，這些圖譜累積的資訊量太大，人類無法單憑肉眼讀完。僅一株水稻的基因體，就有超過4億個字母連綿不斷。雖然全部只有A、T、G、C四個字母，卻無法光憑字形判斷序列中哪裡是致病原因，哪裡賦予抗旱能力。人工智慧接手了這項工作。其做法是把原理與閱讀人類句子並預測下一個詞的語言模型相同的程式，從句子改用於基因序列。研究者稱這類程式為DNA語言模型或基因體基礎模型。

預先讓模型讀取數百種植物基因體後，即使遇到從未見過的序列，模型也能只憑前後文推測它是否為基因的起始訊號、是製造哪種蛋白質的藍圖，以及該部位會有多強的表現。2026年的一篇綜合評論指出，這類基因體基礎模型已進展到能解讀植物調控語法的階段。

基因體選拔結合種子的基因標記，以及多年產量與抗病紀錄，預測尚未完全長成個體的表現。由於不必每一代都把所有品系培育到最後，可縮短初期選拔所需時間。不過，篩選雜交品系、固定世代、多地適應性試驗與品種登記，各有不同時程。即使電腦能迅速選出春季候選品種，新種子進入農戶秋季倉庫前，仍要再經過數個季節。

然而，圖譜變得更細密，並不會立刻產生優良品種。韓國農業技術振興院在農林畜產食品部支援下，彙集辣椒、稻米等12種作物的基因體資訊與約4,000個分子標記，建置數位育種資訊系統。任何人連上雲端都可以下載這些資料。問題在於下一步。2025年的一篇國際綜合評論指出，無論基因型資料累積多少，如果沒有在實際田間確認產量、抗病性等性狀的表型資料，預測模型就會失去效用。要在多年、多地可靠蒐集表型資料，成本反而高於基因體定序。

某個品系在一塊田裡長得很好，換到另一地區或另一年卻表現不佳，是常見情況。農民殷切等待的產量等性狀，更不是由單一基因決定，而是數十、數百個基因各自分擔一小部分作用，其組合又會因土壤與天氣而有不同反應。

泛基因體指出候選基因後，接著便是雜交與基因編輯。CRISPR很擅長切斷標的序列或改變幾個字母，但若要把野生種的長基因與調控區段直接插入栽培種的指定位置，標靶插入的效率仍低，再生與驗證的負擔也很大。它並非總是比雜交更快、更容易。單一編輯基因對產量、品質及其他抗性的影響，仍須在多種環境中重新確認。

遺傳資料與專利集中在少數企業手中的問題確實存在。不過，USDA統計的71%並非全球遺傳資源專利的總占比。這個數字是1976年至2021年間，在美國登記的新品種實用專利中，Bayer、Corteva與Syngenta三家公司所占的比率。方法、GM性狀與基因序列專利未列入這項統計。Monsanto於2018年被Bayer收購。討論專利集中時，必須一併說明國家、期間、專利類別與企業關係。

回到那座低溫儲藏庫。抽屜裡的每一個袋子，依然是必須靠人親手採集、親手種植與確認的遺傳資源。無論螢幕上的泛基因體圖譜多麼精密，要知道圖譜所指的基因在實

際稻田裡能讓稻穀長得多飽滿，仍得等待一個季節。那幾萬個袋子中，還有多少基因甚至尚未獲得命名？

資料來源與參考文獻

1. Farooq, M. A., Gao, S., Hassan, M. A., et al. (2024). Artificial intelligence in plant breeding. *Trends in Genetics*, 40(10), 891-908.
[https://www.cell.com/trends/genetics/fulltext/S0168-9525\(24\)00167-7](https://www.cell.com/trends/genetics/fulltext/S0168-9525(24)00167-7)
2. Jiao, C., Xie, X., Hao, C., et al. (2025). Pan-genome bridges wheat structural variations with habitat and breeding. *Nature*, 637(8045), 384-393.
<https://doi.org/10.1038/s41586-024-08277-0>
3. Shang, L., Li, X., He, H., et al. (2022). A super pan-genomic landscape of rice. *Cell Research*, 32(10), 878-896.
<https://doi.org/10.1038/s41422-022-00685-z>
4. Chen, H., et al. (2026). Graph-based pan-genome reveals structural variations associated with agronomic traits in mung bean. *Nature Genetics*.
<https://doi.org/10.1038/s41588-026-02644-5>
5. Zhu, W., Li, W., Zhang, H., & Li, L. (2025). Big data and artificial intelligence-aided crop breeding: Progress and prospects. *Journal of Integrative Plant Biology*, 67(3), 722-739.
<https://doi.org/10.1111/jipb.13791>
6. Fu, J., Zheng, S., Fan, L., Zheng, X., & Qian, Q. (2025). Breeding 5.0: Artificial intelligence (AI)-decoded germplasm for accelerated crop innovation. *Journal of Integrative Plant Biology*.
<https://doi.org/10.1111/jipb.70008>
7. Yu, H. (2026). AI foundation models in plant biology. *New Phytologist*.
<https://doi.org/10.1111/nph.71395>
8. Nasir, S., Khan, L., Murtaza, A., Raza, A., Nasir, F., & Azam, U. (2026). Bridging traditional plant breeding with precision agriculture: A path to smarter crop improvement. In *Explicable Agriculture: Microbial Ecology, Bio-Innovations and Crop Production* (pp. 194-201). Unique Scientific Publishers.
<https://doi.org/10.47278/book.tl/2026.383>
9. World Agriculture Forum. (2026). WAF Interactive Webinar on Biotechnology and AI Contributions to Plant Breeding [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=xkVT9D7Nqy0>
10. Prasanna, B. M. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture [Video]. SHARE GENES.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
11. MoneyToday。 (2025年5月16日)。彙集約4000項作物基因體資訊與分子標記……「K-數位育種」正式啟動。
<https://www.mt.co.kr/economy/2025/05/16/2025051613191936623>

4.2

基因編輯（CRISPR）與精準育種

韓國農村振興廳國立農業科學院基因工程科的溫室裡，每個花盆都插著一張小標籤。2024年執行OsNAC編輯稻米研究的機構，是國立農業科學院，而非國立食糧科學院。剪下一片葉子讀取基因後，可以找到與原品種幾乎相同，只有預先指定位置的鹼基不同的稻米。CRISPR就是這樣一種選定特定標的，切斷或改變基因的工具。

植物基因是由A、T、G、C四個字母排成的長序列。引導RNA會指向約20個字母長的標的序列，Cas9確認旁邊的PAM序列後便會切割。人們很容易以為它只會精確切割一個位置，事實並非如此。依據不匹配的位置與數量，以及周邊序列，其他部分相似的位置也可能遭到切割。這稱為脫靶。這正是需要設計引導序列並驗證全基因體的原因。

剪切後，細胞會自行接合斷裂的DNA。若不使用模板直接接合，可能會增減幾個字母，使基因失去作用。也可以同時放入所需的DNA模板，透過同源性導向修復精確修改，但這種方法在植物中的效率偏低，不同作物與組織間的差異也很大。鹼基編輯用於改變特定字母，先導編輯則以更多種類的小幅修正為目標。若只說提供藍圖後就能補上正確字母，會掩蓋成功率與失敗類型。

編輯工具可透過農桿菌、基因槍或原生質體的RNP遞送進入細胞。把蛋白質與引導RNA結合的RNP方法，優點是可製作未插入外來DNA的編輯體。不過，在分子驗證前仍不能斷言完全沒有外來基因殘留。遞送載體與再生過程產生的非預期變異也必須檢查。奈米載體仍處於研究階段，目前正在多種作物上試驗。

問題在於稻米的序列太長。稻米基因多達4億個字母，其中到處藏著與研究者選定的20字母標的幾乎一模一樣的區段。若引導RNA沒有黏附真正標的，反而黏上這些相似區段並切錯位置，可能使非預定基因受損，或產生預料之外的性狀。人類不可能用肉眼掃過4億個字母，找出所有相似區段。因此，這項工作交由人工智慧處理。

小麥的情況更為棘手。小麥基因體是三套祖先不同的基因組重疊在同一個體中的六倍體。導致白粉病的基因，也以幾乎相同的形式存在於這三套基因組中，因此雜交育種無法只選定其中一套加以抑制。這個基因名為TaMLO，三套基因組中的基因分別稱為TaMLO-A1、TaMLO-B1、TaMLO-D1。即使修改其中一個，另外兩套仍保持原狀，植株仍會染病。

CRISPR可以把相同引導序列分送至三套基因組，一次使三個位置失去作用，而精確找出並同時瞄準這三個位置的計算，正是人工智慧擅長的工作。

基因編輯與商業作物的歷史必須按技術區分。美國最早商業化的高油酸大豆，是用TALEN編輯FAD2基因的產品，並非CRISPR作物。抑制褐變的商業化Innate馬鈴薯，則以RNA干擾技術降低PPO表現。使用CRISPR改變玉米與馬鈴薯的抗病性、葉片角度及養分利用效率等研究仍在持續，但不能把研究用CRISPR案例與已經上市的TALEN、RNAi產品，歸為同一技術的成果。

人工智慧會先掃描整個基因體，找出所有與標的稍有相似的區段。接著，深度學習模型會針對每個候選位置，評估剪刀實際黏附並切割的機率。這項分數不是猜測，而是來自實測資料。研究人員把剪刀放入活細胞，利用螢光標記捕捉真正遭到切割的位置，模型會學習數萬筆這類實驗結果。從阿巴斯扎德與沙萊於2025年在arXiv公開的論文來看，近期採用卷積神經網路、循環神經網路與Transformer架構的模型，判斷哪些序列容易遭到剪切的準確度，遠高於過去的統計公式。

這些模型不只給出分數，也會顯示序列中哪些字母組合會提高風險。這表示研究者可以親自檢視並理解原因。

另一種方法是改變剪刀本身。使用標的專一性高於標準剪刀的變異酵素，可從一開始就降低黏附錯誤區段的機率。研究者把這份評分表與新酵素放在一起比較，將風險最低的組合送上實驗台，完成編輯後再驗證一次。他們重新讀取植株的完整基因，與原始基因體逐字比對，再由人工智慧從比對表中找出人眼無法察覺的模式，確認是否有脫靶變異。

這種全基因體重定序驗證，即使只確認一個品系，也要花費相當可觀的成本。預算有限的小型育種公司或開發中國家研究機構，可能會想跳過這項驗證；實際上，部分機構也確實省略送往田間前的最後確認，直接進入下一階段。近來甚至出現讓學習過蛋白質立體結構的人工智慧模型，設計自然界不存在的新型剪切蛋白質的實驗。雖然距離進入田間仍有一段距離，但人工智慧的角色正從挑選剪刀轉向製造剪刀。

完成編輯與脫靶驗證後，仍不能立刻送入稻田。研究者還須確認性狀能否遺傳給後代，並通過區域適應性試驗與品種登記。快速育種溫室藉由調節光線、溫度與溼度，加速小麥和大麥等作物的世代。稻米與玉米的反應會因品種和光週期而異。快速固定品系與完成可供農戶購買的品種，所需時間並不相同。

韓國農村振興廳於2024年表示，以稻米防禦相關基因約2,600個位置為目標，第一階段製作了146種NAC系列編輯體。OsNAC30編輯稻的白葉枯病病斑減少51.9%，OsNAC59編輯稻的徒長病枯死率降低24.5%。研究團隊直接感染編輯族群，找出這兩個防禦基因。

基因編輯作物必須通過的門檻因國家而異。美國2020年的SECURE規則，已因2024年12月的法院判決失效，APHIS恢復先前的許可、通知、請願及「Am I Regulated」程序。只要沒有外來DNA，填一張文件就能進行田間試驗，並非2026年現行的一般規則。歐盟Regulation (EU) 2026/1388將自2028年7月17日起全面適用。

NGT1標準並非與原始基因體之間的差異不超過20處，而是綜合考量插入與置換的長度、每段編碼序列的變更數，以及單倍體基因體的變更總數等因素。除草劑耐受性與產生已知殺蟲物質的性狀，排除於NGT1之外。

專利也是一項障礙。基礎Cas9專利的主要權利人，分為UC Berkeley、Vienna系列與Broad、MIT系列，包括Corteva在內的企業則取得部分權利的授權。小型育種公司與公共研究機構要確認需要哪些專利並簽訂使用契約，必須投入時間與金錢。有時，取得合法使用技術的權利，比學會技術本身花費更久。

在兩種監管制度之間，日本把提高 γ -氨基丁酸含量、宣稱可降低血壓的編輯番茄，核准為非基因改造生物並已實際販售。然而，有商品上市並不代表人人都會購買。菲律賓學者2025年公布的調查顯示，越相信安全性的消費者，願意購買這類編輯香蕉的回覆，在中國增加267%，在日本增加171%。相反地，對陌生食品本身的抗拒，在三個國家都降低了購買意願。美國三所大學以低丙烯醯胺麵粉詢問1,638人，也得到相似結論。

相較於把CRISPR用於動物或人類，人們對用於作物更能安心接受。不過，人們仍然擔心日後可能出現副作用，也擔心這項技術的專利掌握在少數大型種子公司手中，使小農與貧困國家的研究人員難以取得技術。

通過所有程序的性狀，還有最後一道關卡。在溫室中生長得無可挑剔的稻米，到了實際稻田卻表現不佳，並不少見。溫室中的溫度、水分與光線可由人控制，稻田卻會同時遭遇梅雨、颱風與病蟲害。伊朗研究者拉希米於2026年發表的論文，指出實驗室成功為何未能延伸到稻田。選擇標的的人工智慧模型，大多只在正常條件下學習，未曾預先經歷乾旱或酷熱等逆境。即使編輯本身成功，也經常未能檢視該基因與細胞內其他基因如何交互作用。

部分研究更只在一、兩處種植，沒有在多地稻田進行多年重複試驗，就先行發表結果。

2025年的Cell論文在稻米CWIN啟動子中加入10個鹼基長的熱反應元件。在高溫條件下，編輯稻的試驗小區產量比中花11號高25%，高溫造成的產量損失最多恢復41%。加入一段短序列的結果很明確，但仍有待在多個地區進行為期數年的長期重複適應性試驗。在溫室與小區試驗中表現良好的稻米，能否在農戶的稻田中維持相同表現，還要再經過幾個季節才能知道。

因此，育種公司與國家研究機構在公布溫室成功之前，正逐漸延長分散種植於多處稻田並觀察數年的程序。CRISPR雖能精確切割一個字母，但這一個字母能否帶來實用的稻米，仍須經過多年田間試驗才能確認。下一場颱風過後，那盆插著標籤的稻米能比旁邊田裡的地方稻種多站立多久，目前仍無人能夠保證。

資料來源與參考文獻

1. Nasir, S., Khan, L., Murtaza, A., Raza, A., Nasir, F., & Azam, U. (2026). Bridging traditional plant breeding with precision agriculture: A path to smarter crop improvement. In *Explicable Agriculture: Microbial Ecology, Bio-Innovations and Crop Production* (pp. 194-201). Unique Scientific Publishers.
<https://doi.org/10.47278/book.tl/2026.383>
2. U.S. Department of Agriculture, APHIS. (2025). Vacatur of 2020 Biotechnology Regulations.
<https://www.aphis.usda.gov/vacatur-2020-regulations>
3. European Union. (2026). Regulation (EU) 2026/1388 on Plants Obtained by Certain New Genomic Techniques.
https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=OJ:L_202601388
4. Fu, B. X. H., et al. (2022). Target-dependent Nickase Activities of the CRISPR-Cas Nucleases Cpf1 and Cas9. *Nature*.
<https://www.nature.com/articles/s41586-022-04470-1>
5. Lou, H., Li, S., Shi, Z., et al. (2025). Engineering source-sink relations by prime editing confers heat-stress resilience in tomato and rice. *Cell*, 188(2), 530-549.e20.
<https://doi.org/10.1016/j.cell.2024.11.005>
6. U.S. Food and Drug Administration. Genome Editing in Agricultural Biotechnology.
<https://www.fda.gov/food/agricultural-biotechnology/genome-editing-agricultural-biotechnology>
7. 韓國農村振興廳。(2024)。發現對白葉枯病與徒長病具有高度抗性的稻米基因。
https://www.rda.go.kr/board/board.do?dataNo=100000798693&mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry
8. ISAAA. (2025, July 30). Survey shows consumer acceptance of gene-edited bananas in the Philippines, Japan, and China. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/ged/article/default.asp?ID=21404>
9. ISAAA. (2025, February 26). Study reveals consumer acceptance of gene-edited food. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/article/default.asp?ID=21220>
10. ISAAA. (2021, September 22). Japan starts sale of genome-edited high-GABA tomato. *Crop Biotech Update*.
<https://www.isaaa.org/kc/cropbiotechupdate/article/default.asp?ID=19024>
11. NEWSIS。(2024年10月2日)。農村振興廳發現對白葉枯病與徒長病具有高度抗性的稻米基因。NEWSIS。
https://www.newsis.com/view/NISX20241002_0002907293
12. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>

4.3

開發因應氣候變遷的耐逆境品種

距離孟加拉灣不遠的低窪稻田，連續三天降下季風豪雨。插秧還不到一個月的幼稻，淹沒在深及腰部的水下。三天前還青翠挺立的稻稈，如今已看不見。不過，這片稻田也種著水退後會重新抬頭，基因經過修改、能承受淹水10天的稻米。

國際稻米研究團隊檢視6,274個耐淹種原品系，選出89個優良品系，其中37個展現強大耐受性。這項研究結合田間選拔、約3週的淹水試驗、QTL分析與基因體選拔。若說成先用機器學習縮小候選範圍，再放入水槽測試10至21天，這種單向順序與原始論文並不相符。37個高耐受品系的存活率比SUB1A導入品系高出40%至50%的結果應予保留，但選拔過程必須正確敘述。

無論是黃海或孟加拉灣，靠近海水的稻田面對的是另一種問題。稻米無法生長，不是因為水漫出來，而是土壤本身含鹽。填海造陸地區或海平面上升的三角洲，乾燥的田面上會覆著如白霜般的鹽分。稻根吸收鹹水時，無法篩除真正需要的養分，葉尖便開始焦枯。耐鹽性也和耐淹性一樣，無法靠單一基因解決。篩選離子的能力、承受根細胞壓力的能力，以及節省用水的能力，分別由數十個不同基因負責，這些基因必須協同運作，稻米才能在鹽地抽穗。

傳統育種必須用肉眼篩選這些性狀。研究者在鹽田種下數千個品系，等待數年後，只把存活者再次種植。這段期間，灌水、測量鹽度，以及按等級評估葉片焦枯程度，全部依靠人手。這正是推出一個品種需要8至12年的原因。

培育耐鹽稻米並不是新構想。中國農學家張啟發於2007年在國際期刊PNAS提出，把分散在水稻野生近緣種中的抗旱與氮利用效率基因，集中到同一品種中的構想，名為綠色超級稻。當時，即使用標記追蹤單一基因並進行雜交，也需要多年時間。如今，預測育種承接了這項構想。電腦先透過計算，從野生稻基因庫中數十種休眠已久的耐受基因組合篩選候選者，再到實際稻田確認其中較具潛力的組合。

小麥在開花與灌漿期遇上酷熱，花粉與籽粒形成便會受影響。綜合全球研究的估算顯示，生育期平均氣溫每上升1度，小麥產量平均約下降6%。21%是特定條件與研究中報告的上限值，不能並列成所有麥田的普遍反應。冬小麥與春小麥的脆弱時期，也會因地區與品種而異。育種時會同時參考基因標記與花期溫度紀錄，篩選耐高溫品系。

稻米可能因開花短暫期間的高溫而不孕，品質也會下降。日本農業研究機構的研究團隊，運用約1公里的氣象網格與稻穗溫度模型，比較提早開花、耐熱性與抽穗期調整的不同組合。他們計算將開花時間提前3小時，或把耐熱性提高3度的情境，會如何改變各地區的不孕風險。這項研究於2026年刊登在Field Crops Research第344卷，論文編號110519。

面對酷熱與乾旱時，受影響的不只有小麥與稻米。大豆若缺少沿根尖導管上升的水分，豆莢還沒完全充實就會成熟。大豆與根瘤菌共生以獲取氮，因此根部周圍土壤一乾，這種共生關係就會先中斷。缺氮的葉片顏色變淡，豆粒也會皺縮。預測育種研究者掃描整個大豆基因體，找出在乾旱時仍能維持根瘤共生與蛋白質合成的基因組合，再只挑出帶有這些組合的品系，種入乾旱試驗田。這是把稻米與小麥使用的方法原樣移到大豆田。

耐淹稻米、耐鹽稻米與耐熱小麥，都面臨一項共同課題：找出哪些基因組合能承受未來氣候，需要太長時間。傳統育種只能把雜交後代實際種在田裡，讓它們經歷乾旱、淹水或鹽害，再用數年觀察。人工智慧把大部分等待時間移進電腦。這種方法稱為預測育種（Predictive Breeding）。由於它預先讀取基因體並計算結果，也稱為基因體選拔。

研究者從幼苗葉片提取DNA，一次讀取數萬個基因標記。這些標記會顯示該個體帶有哪些基因。即使不把幼苗培育到最後，讀取標記後也能推測它長成時可以承受多少乾旱與高溫。計算會同時運用多種方法，例如集合多棵決策樹後以多數決得出答案，或使用模仿人腦神經細胞的人工神經網路。標記與環境資料的交互關係因地區而異，因此育種者會重疊使用多種計算方法，再選出與實際結果最相符的一種。只有一年、一地的紀錄並不足夠。

累積嚴重乾旱年份與一般年份、沙土與黏土等不同條件的紀錄越多，計算就越接近現實。若再加入多年、多地累積的天氣與土壤紀錄，便能從數萬種雜交組合中，只選出數百個值得實際種入田間的組合。

電腦用於計算的資料不只有基因標記。無人機會飛越試驗田，拍攝葉片顏色與葉面溫度。缺水稻米的葉溫會比健康稻米略高，人眼看不出來，紅外線熱影像攝影機卻能清楚捕捉。每天累積的照片與數字和基因標記並列後，電腦就能一併學習哪些基因組合會在實際田間呈現何種表現。

國際玉米小麥改良中心的DTMA計畫，於2007年至2012年間推廣60個耐旱雜交種與57個開放授粉品種。計畫在非洲13個國家以最多4,000萬人為對象，並非4,000萬戶農家。其目標是在中度乾旱下，達到每公頃約1公噸，或20%至30%的產量優勢。沒有資料可以把這項成果連結為人工智慧預測使育種期從10年縮短到3、4年的證據。

快速育種透過人工照明調節日照長度與溫度，加快世代更替。在每日22小時長日照條件下達到每年6個世代的結果，已見於春小麥與大麥等作物。許多玉米品種會對日照縮短產生反應，不能原封不動套用相同方法。即使透過世代加速快速固定品系，多地栽培試驗與品種登記仍需另行花費時間。

加快後的育種仍有其限制。電腦學習的資料，來自過去數年實際經歷的天氣與土壤條件。然而，氣候變遷會帶來從未有人經歷的酷熱或乾旱。面對訓練資料中不存在的極端天氣，人工智慧給出的預測分數也會不穩。若人工智慧面對從未經歷的酷熱，把耐受等級評得高於實際水準，農民相信預測而種植後，可能會損失當年收成。因此，即使是電腦選出的候選品種，也不能省略種入試驗田確認實際耐受力的程序。人工智慧的作用，是把數萬個待種候選者縮減至數百個。

電腦計算本身也有門檻。要一次處理數萬個基因標記，以及多年的氣象與土壤資料，必須具備高效能電腦，以及能夠解讀結果的專業人員。CIMMYT或IRRI等獲得國際組織支援的研究機構，擁有這類設備與人員，預算拮据國家的國家育種機構卻情況不同。若連計算都無法進行，就不能自行建立完全符合該國土壤與氣候的預測模型，往往只能借用其他國家建立的模型。借來的模型從未學習過該國的稻田與旱田，因此面對訓練資料未涵蓋的條件時，仍會出現預測不穩的問題。

具備計算能力與不具備計算能力的國家之間，可能形成新的差距。

新品種從試驗場冰箱走到農戶手中的路很漫長。非洲小農使用種子的非正式來源占比，因國家與作物而異。烏干達資料估計，包括鄰居、市場與自留種在內的非正式途徑約占85%至89%。不能把這個數字固定說成超過90%的非洲小農都如此。必須按地區分別檢視農戶是因為沒有種子而無法種植、因為陌生而不願選擇，或因價格昂貴而買不起。

美國種子市場的集中度因作物而異。USDA估計，前兩大公司在玉米市場約占71.6%，大豆市場約占65.9%。棉花市場前四大公司約占94%。1990年至2020年間，以GM為主的種子價格指數上漲463%，作物價格指數則上漲56%。種子價格上漲的速度，遠高於農民出售穀物價格上漲的速度。

非洲多國農業經濟學家於2026年在國際期刊Journal of Agricultural Economics發表的研究，提出一種降低這道障礙的方法。他們不以大袋分發新品種，而是改用手掌大小的小包裝。收到種子的農戶，對品種的了解與次年購買率都隨之提高。國際種子聯盟2026年發表的文章也指出相似情況。讓農民在旁觀察村中長者率先試種的田，或由農業推廣人員逐戶拜訪，親手遞上種子袋，都比一張廣告單更有效。

再優良的性狀，若農民不先相信並試種一次，就無法推廣。

回到孟加拉灣的低窪稻田。水退之後，帶有Sub1基因的稻米是否真的會重新抬頭，必須等到那塊田、那戶農家再遇下一場季風雨才能確認。水退仍需要數日，在這段時間蹲在田埂上觀察水色的，是農民，不是電腦。

資料來源與參考文獻

1. Prasanna, B. M. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture [Video]. SHARE GENES.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
2. Anumalla, M., Khanna, A., Catolos, M., Ramos, J., Sta Cruz, M. T., Venkateshwarlu, C., Konijerla, J., Pradhan, S. K., Dash, S. K., Das, Y., Chowdhury, D., Chetia, S. K., Das, J., Nath, P., Merugumala, G. R., Roy, B., Pradhan, N., Jana, M., Dana, I., ... Hussain, W. (2025). Future flooding tolerant rice germplasm: Resilience afforded beyond Sub1A gene. *The Plant Genome*, 18(2), e70040.
<https://doi.org/10.1002/tpg2.70040>
3. Zheng, Y., Cai, Z., Wang, Z., Maruza, T. M., & Zhang, G. (2025). The genetics and breeding of heat stress tolerance in wheat: Advances and prospects. *Plants*, 14(2), 148.
<https://doi.org/10.3390/plants14020148>
4. CIMMYT. (2026). Drought Tolerant Maize for Africa (DTMA). International Maize and Wheat Improvement Center.
<https://www.cimmyt.org/projects/drought-tolerant-maize-for-africa-dtma/>
5. BusinessWorld Online. (2024, March 27). Rice variety resistant to heat, drought to be launched in 2026, IRRI says.
<https://www.bworldonline.com/economy/2024/03/27/584553/rice-variety-resistant-to-heat-drought-to-be-launched-in-2026-irri-says/>
6. Mulungu, K., Subakanya, M., Setimela, P., Essegbemon, A., Chivasa, W., Gethi, J., Chiduwa, M., Sigalla, J., Mvungi, H. H., & Ngoma, H. (2026). Small seed packs, big potential? Effect of seed packs on knowledge and adoption of improved crop varieties. *Journal of Agricultural Economics*.
<https://doi.org/10.1111/1477-9552.70040>
7. International Seed Federation. (2026). Inclusive seed systems: Building trust with farmers. World Seed 2026.
<https://worldseed.org/2026/06/03/inclusive-seed-systems-farmers-world-seed-2026/>
8. Catholic Relief Services. (2026). Seed systems smallholder farmers use.
https://www.crs.org/sites/default/files/documents/2025-12/seed_systems_farmers_use_embargoed_until_jan_20.pdf
9. Zhang, Q. (2007). Strategies for developing Green Super Rice. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(42), 16402-16409.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0708013104>
10. Toda, Y., et al. (2026). Simulation of Heat-Induced Spikelet Sterility in Rice and Evaluation of Adaptation Options Under Historical and Projected Meteorological Conditions in Japan. *Field Crops Research*, 344, 110519.
<https://doi.org/10.1016/j.fcr.2026.110519>
11. Dawson, J., Hubbard, K., & Jenney, P. (2026, June 23). How everyone pays the cost for patents on seeds, and private companies get rich from keeping them secret. *The Conversation*.
<https://theconversation.com/how-everyone-pays-the-cost-for-patents-on-seeds-and-private-companies-get-rich-from-keeping-them-secret-284144>

第5章

AI決策與自動化

5.1

農業專用多模態大型語言模型（Agri-LLM）

夕陽開始西斜的午後，一片稻葉上擴散著黃色斑點。昨天還完好無損。農民拿出手機，拍下斑點上傳到諮詢視窗，對著螢幕用帶有方言的口音問：「這到底是怎麼回事，要不要噴藥？」答案若錯了，受影響的不只一片葉子，而是一整年的收成。為了準確回答這個問題而開發的技術，就是農業專用多模態大型語言模型，簡稱Agri-LLM。

把同一張照片上傳到手機裡常見的人工智慧聊天應用程式，也會得到回答。問題是，那個答案經常出錯。一般人工智慧的訓練方式，是把人類寫下的文章全盤記住，再接續生成看似合理的句子。稻葉上的斑點究竟是稻熱病還是白葉枯病，區分兩者的界線，即使肉眼觀察也只有幾毫米之差。一般模型無法分辨這種細微差異。真正知道正確答案，與寫出聽起來像正確答案的句子，是截然不同的兩件事，而一般模型只擅長後者。不知道病蟲害名稱與處方時，它就會自行編造。

它會把不存在的農藥名稱說得煞有其事，也會充滿自信地提出不符合當地氣候或法規的建議。人工智慧業界把這種現象稱為幻覺。在農業現場，幻覺不是一笑置之的小事。用錯農藥、配錯濃度，可能讓整片田地乾枯死亡。

Agri-LLM從一開始就採用不同的設計，以減少這種幻覺。它另外蒐集植物病理學論文、害蟲圖鑑、農戶諮詢紀錄等農業專業文本，再進行訓練，並加入精密的視覺辨識裝置，透過多層處理擷取照片中細小病斑與微小害蟲幼蟲的輪廓。它還會一併讀取測量土壤水分、氮、磷、鉀數值的感測器，以及氣象預報訊號。由於模型會同時根據文字、照片與感測器數值作出判斷，因此稱為多模態模型。從照片中擷取的斑點紋理，不會直接連結到病名。

模型會同時調出預先整理病名與典型症狀的知識表，逐一與照片中的紋理比對。唯有經過這套把眼睛所見與既有知識配對的程序，斑點才能轉換成病名。

農民拍照的那一刻，手機也會同時蒐集其他資訊。透過衛星取得的稻田位置、附近感測器剛傳來的土壤數值，以及提前一天發布的氣象預報，都會整合在一起。這套系統必須等到照片、語音與數值全數齊備，才會開始判斷。只要缺少一項數值，判斷就會暫時延後，或在明確標示缺漏項目的情況下，只提供暫定答案。

Agri-LLM在生成答案前，會先查找實際文件。這種方式稱為檢索增強生成（RAG）。把它想成圖書館員就容易理解。圖書館員收到問題後，不會只憑記憶回答，而會走到

書架取出實際書籍，再用手指出內容位於哪一頁、哪一行。Agri-LLM也會先搜尋儲存韓國農村振興廳指南、植物病理學教科書與標準防治指南的資料庫。找到相關文件後，它才會根據內容生成答案，並在螢幕上顯示前往來源文件的按鈕。農民按下按鈕，就能查看實際文件原文，而不是只聽人工智慧怎麼說。

農業多模態模型的效能，會呈現在公開測試資料與獨立評估中。辨識病葉的分數、分辨害蟲的分數，以及防治建議的品質，屬於不同測試。影像背景、作物品種與評估者標準一旦改變，結果也會跟著改變。數字精確到小數點，不代表已在田間通過驗證。把農藥名稱交給農民之前，必須同時公開資料、比較模型與失敗案例。

列出稻作中常見的名稱，就更容易掌握實際情況。稻熱病、稻麴病、小麥赤黴病、玉米北方葉枯病，以及鑽入莖稈的潛蠅幼蟲，Agri-LLM的辨識清單直接收錄了糧食作物農戶實際面對的病蟲害名稱。檢驗這類模型能力的研究也陸續展開。美國研究團隊在2025年推出的AgMMU基準測試，會同時向多個人工智慧模型提供作物照片與問題，再比較答案準確度。這表示相關領域已進入由多個實驗室採用相同標準互相驗證的階段，不再只是單一公司的宣傳資料。

141個類別本身並非絕對標準，但它的意義在於廣泛納入田間反覆出現的病蟲害，而不是只看實驗室中的一兩個案例。

巴基斯坦研究團隊開發的AgriSmart，把作物推薦、病害診斷與聊天機器人整合在同一個畫面。論文中的作物推薦準確率為99%，病害模型則取得F1 0.70與mAP@50 74%的成績。這些數值是模型在指定資料集上取得的評估結果，並非模型在實際稻田中於降雨前延後灌溉、決定石灰用量，從而保住收成的田間成績。從諮詢畫面的分數到實際農田成果之間，仍有一整季的驗證工作尚待完成。

印度政府與Wadhwani AI共同營運的Kisan e-Mitra，以11種地方語言提供政府計畫與農業資訊。根據印度國會資料，截至2025年7月，查詢次數為950萬次，使用農民達530萬人。使用者對著麥克風說話，就能聽取補助與保險資訊，讓閱讀有困難的農民也能進入諮詢視窗。這些數字當中，包括了首次不靠螢幕文字，而以語音與政府對話的人。

韓國現已營運既有的病蟲害影像診斷服務。韓國農村振興廳2024年發布的資料顯示，平均準確率超過95%，人類辨識準確率為95.3%，對象涵蓋31種作物與182種病蟲害。農業AI代理「AI稻穗」依官方業務計畫預定於2027年提供服務。現行影像診斷讀取的是一張照片，AI稻穗的目標則是成為以對話串連農業技術資料的下一個服務窗口。

然而，技術無論多精密，仍有一些障礙無法突破。語言就是其中之一。只學過標準語的模型，遇到鄉村方言與慣用語時經常無所適從。像「這到底是怎麼回事」這類帶有方言的句子，只懂標準語辭典的口譯員很難聽懂。印度為了跨越這道障礙，另行加入

針對印地語、馬拉提語等地方語言調整的語言理解模型，以及可離線運作的語音辨識與語音合成引擎。即使如此，模型仍無法聽懂所有方言。遇到濃重口音或少見慣用語時，現在仍常提出文不對題的反問。

螢幕上的文字對部分人而言也是障礙。不只開發中國家的農村，韓國農村也有不少高齡農民無法輕鬆閱讀螢幕文字。對這些農民來說，文字聊天視窗從一開始就派不上用場。因此，Agri-LLM系列服務幾乎全都以語音為主。農民用說的提問，也用聽的取得答案。不必盯著螢幕，只要暫時停下田間工作，稍微直起腰來，就能完成諮詢。這也是服務不採用滿是數字與表格的結果畫面，而選擇像真人說話一樣逐步解說的原因。

山區與偏遠田野的通訊訊號經常中斷，這也是必須克服的障礙。把大型模型放在遠端伺服器，每次都連線詢問的方式，在這類地區無法使用。因此，開發者會把模型拆分並壓縮，直接裝進手機或田邊的小型設備。剛收到的氣象資料與感測器數值會暫存在裝置內，即使訊號完全中斷，仍能繼續進行最低限度的判斷。裝置內運行的小型模型，掌握的知識比伺服器上的大型模型少。然而，在訊號中斷的時刻，有限的知識仍比完全沒有知識更有用。

並非所有農戶都歡迎這項技術。有農戶反映，智慧型手機相機一旦晃動，照片拍得模糊，診斷準確度就會驟降。也有農戶因數據費用負擔太重，只用幾次就停止使用。人工智慧未能正確辨識土壤類型或當地特有氣象變數，因而提出不當建議的案例，也確實已有報告。現在就宣稱技術已經成熟，仍然言之過早。

最後只剩下一個問題。如果建議出錯，毀掉一整年的收成，該由誰負責？到目前為止，誤判灌溉時機或太晚發現病害所造成的損失，大多由農民獨自承擔。2026年2月，澳洲拉籌伯大學的Sophia Duan博士指出，當人工智慧成為日常農場判斷的一部分時，一旦失敗，誰該承擔風險的問題並未得到充分討論。她還表示，如果沒有讓開發公司與農民分擔風險的機制，無論技術變得多準確，農民最終仍無法信任這種準確度。

Agri-LLM在每個答案旁附上前往來源文件的按鈕，原因也在於此。系統可以公開依據，但要保證該依據完全適用於這塊田、這個季節，則是另一個問題。那位用方言提問的農民也是如此。他免費取得諮詢，但發生損失時，最後仍由他支付代價。

農民輸入的農田位置、產量、交易價格等資訊流向何處，也屬於同一個問題。如果這些資訊累積在大型科技公司的伺服器上，反過來削弱農民的議價能力，諮詢雖然變得方便，農民的處境卻會惡化。把資訊留在裝置或區域伺服器內，只檢索必要內容的設計，被視為減輕這項問題的一種途徑。Sangwa與Mutabazi在2025年發表的研究，進一步提出了降低這類風險的設計原則。

他們主張，系統應從設計階段就採取反映農民處境的價值導向設計，並由農業專家定期評分答案品質，篩除人工審查遺漏的錯誤。劍橋大學存在風險研究中心早在2022

年的警告中指出，只追求產量的人工智慧，長期而言可能傷害土壤與溪流。評估標準必須兼顧數年後的土地狀況，不能只看眼前產量。目前仍不存在由技術自行承擔責任的機制。

這股趨勢正準備再往前一步。如果把整座農場複製到電腦中的數位分身與Agri-LLM連接起來，未來就能事先詢問，假如乾旱持續兩週，產量會減少多少。模型先在虛擬農田中模擬多種天氣，再用人能理解的語言說明結果。進一步發展到直接向無人機與自動水閘閥門下達指令時，原本提供諮詢的模型就會實際操控農場。判斷與執行由同一套系統負責的那一刻，責任歸屬問題會比現在沉重得多。不過，這個階段目前仍停留在研究與展示層次。

實際把這類自主判斷完全交給系統的農戶並不常見。

場景回到田埂。晨光灑在稻葉上，農民閱讀螢幕顯示的答案。上面列出一個病名與一種藥劑名稱，下方還有一個小小的按鈕，可以前往來源文件。他的手指在按鈕上停了一會兒。噴藥之前，他會按下那個按鈕嗎？

資料來源與參考文獻

1. Parliament of India. (2025). Kisan e-Mitra Usage and Language Coverage, Unstarred Question No. 1464. https://sansad.in/getFile/annex/268/AU1464_CSuYc2.pdf?source=pqars
2. Arun, T., Pooja Sri, M., & Priya, K. (2026). FarmGPT: An explainable AI powered smart agriculture system for crop recommendation and decision support. AIJFR, 7(3). <https://doi.org/10.63363/aijfr.2026.v07i03.6414>
3. Baloch, S., Ali, A., & Naeem, A. (2025). AgriSmart: An AI-powered farming assistant and crop management platform for precision agriculture. International Journal of Innovative Science and Technology, 7(10), 155-162. <https://doi.org/10.33411/ijist/1710>
4. Farmers Weekly. (2026). On-farm AI: New tech must share the risk. <https://www.farmersweekly.co.nz/technology/on-farm-ai-new-tech-must-share-the-risk/>
5. Gauba, A., Pi, I., Man, Y., Pang, Z., Adve, V. S., & Wang, Y.-X. (2025). AgMMU: A comprehensive agricultural multimodal understanding benchmark. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2504.10568>
6. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. Intelligent Agriculture, 1(2), 25-45. <https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
7. 韓國農村振興廳. (2026). 2026年主要業務計畫：農業AI代理「AI稻穗」升級，預計2027年提供服務. https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=html&prgId=pln_mainbizQuery
8. University of Cambridge. (2022). Risks of using AI to grow our food are substantial and must not be ignored, warn researchers. <https://www.cam.ac.uk/research/news/risks-of-using-ai-to-grow-our-food-are-substantial-and-must-not-be-ignored-warn-researchers>

9. 韓國農村振興廳. (2025). 以人工智慧 (AI) 使農戶收入增加20%：農業科學技術人工智慧 (AI) 融合策略. 韓國農村振興廳新聞稿.

https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000806197

10. YTN. (2024). 病蟲害損失，請用智慧型手機診斷並取得處方. YTN科學.

https://m.science.ytn.co.kr/program/view_today.php?s_mcd=0082&key=202409261626341200

5.2

農業機器人與作業自動化

金堤萬頃平原籠罩著低低的晨霧，一輛拖拉機啟動了。駕駛座上空無一人。方向盤自行微微左右轉動，車頂上傘狀的天線接收衛星訊號，不斷閃爍。站在田邊的農民只是看著手中的手機螢幕，完全沒有準備握住方向盤。

這輛拖拉機之所以能自行移動，背後的原因並不簡單。種植水稻、小麥、玉米與大豆的農田，到處都缺少工作人手。過去一起插秧的村中年輕人去了城市，留下來的人已到了腰背彎曲、膝蓋疼痛的年紀。從清晨到傍晚，在烈日下彎腰插秧、噴藥、搬運穀物的工作，如今就算願意付錢也很難找到人做。人工成本逐年上升，村民會館與農機維修站等基礎設施也一間間關閉。拖拉機自行耕田，是為了填補人力消失後留下的空缺。

整個過程以人眼無法跟上的速度反覆進行。攝影機與感測器辨識剛才看見的事物，重新測定自身位置，重新規劃路線，再向車輪與機械臂下達命令。這四個步驟以毫秒為單位不斷重複。過去的農機由人握住方向盤，一面觀察一面駕駛。如今，這四個步驟全由機器自行完成。

讓拖拉機沿著田埂直線前進的力量有兩種。一種來自天空中的衛星，另一種來自拖拉機前方的攝影機。只接收全球導航衛星系統（GNSS）訊號時，定位誤差有時接近1公尺。因此，系統會同時使用即時接收地面基準站修正訊號的即時動態全球導航衛星系統（RTK GNSS）。韓國農機公司大同在2023年以自家拖拉機接受國家自動駕駛測試時，偏離規劃路線的左右誤差控制在7公分以內。該公司表示，將在2026年前推出完全無人乘坐的第4級無人拖拉機。

西班牙新創企業Voltrac表示，將在2026年推出全電動無人拖拉機；韓國農業企業GINT則持續在越南稻田驗證拖拉機與插秧機的自動駕駛功能。

自動駕駛農機配有衛星天線、慣性測量單元、攝影機與障礙物感測器。2026年，一輛四輪車在玉米田30公尺路段行駛10次，陰天時平均橫向誤差為6.2公分，行駛準確率達95%。這項測試著重於沿著作物行列行駛的能力。依區域改變種子播種深度與間距的變量播種，仍需另外配置控制裝置並進行發芽試驗。

車輪也不是普通車輪。採用四個車輪各自獨立轉動、各自獨立轉向的系統（4WD/4WS），即使在水田黏稠的泥濘或傾斜農地中，也能避免打滑並原地轉向。即

使人在水田中央行走時雙腳會深陷泥中，機器人仍能為四個車輪分配不同動力，維持平衡。

衛星訊號在橋下或防風林蔭處短暫中斷時，攝影機就會接手。攝影機沿著剛從育苗盤移出的秧苗行列前進，找出中央線。負責這項工作的程式各有名稱。稻田採用 Fast-SCNN，把影像切成小區塊，像著色一樣區分哪一塊是秧苗、哪一塊是水。玉米田則另有 ST-YOLOv8s，重新學習各生長階段不斷變化的葉片形狀，避免偏離壟溝中心線。兩套程式都會不斷在影像中重新畫出一條看不見的線。

結合兩種感知方式的自動駕駛插秧機，在實證現場把插秧行列誤差控制在6.2公分以內。田間的泥水會濺上鏡頭，正午陽光也會直射攝影機。光達（LiDAR）光線從潮濕稻葉反射回來時，機器人可能瞬間失去自身位置。因此，設備必須提高防水與防塵等級，攝影機數值與衛星數值不一致時，也必須反覆校正數值。

日本農業研究機構（NARO）與New Green公司共同實證的無人除草機器人，以太陽能運行，並用鏈條攪動水田底部，揚起混濁泥水。陽光無法照入水中，稗草等雜草便無法發芽。有機稻田中，雜草乾重從每平方公尺35.4公克降至5.6公克。同一塊稻田的水稻產量增加20%。

採用低價攝影機、Raspberry Pi與MobileNetV2的除草機器人設計也陸續有人提出。刊於IJRASET的一項設計，把四輪底盤、攝影機、機械臂與雲端紀錄整合在同一機體，但尚未真正製造機器人並進行田間測試。這項設計能否承受塵土、泥濘與搖動的葉片，必須由原型機與田間試驗回答。

植保無人機可以規劃路徑，避免重複飛越相同區域。SprayCraft研究以合成位置資料測試路徑規劃演算法。它在電腦畫面中找到了較短路徑，但並未在真實農田中經受風力、電池與藥桶重量的飛行測試。利用攝影機讀取病害密度並調整噴嘴施藥量的設備，也必須與路徑演算法分開接受測試。

處理已成熟的穗粒更為困難。無論玉米穗還是稻穗，抓握力稍微太強，穀粒就會破裂或外皮受損；力道太弱，又會從夾爪中滑落。機械臂會同時安裝壓力感測器與滑移偵測感測器，以掌握這種平衡。以採摘蘋果的機械臂在戶外果園進行實驗時，關閉自行感測力道的回饋裝置後抓取蘋果，損傷率為20%；開啟同一裝置後抓取，損傷率降至0%。這表示機器人必須自行感測夾爪當下施加的壓力。

水稻或小麥通常會整株割下，再送入脫粒機，但面對留作種子的穗，或必須逐粒挑出的穀物等作業，這種感知能力就很重要。

搬運收成的機器人，會在斜坡農地跟隨作業人員，或把箱子運到指定地點。日本農林水產省的案例報告指出，所需人力減少約50%，身體負擔減少約30%。該資料並未提

供勞動強度降低超過70%的數值。必須採用相同標準，比較人員搬運物品的時間與監控機器人的時間如何改變。

這些機器人產生的所有數字，都必須傳送到某處才能發揮作用。機器人的位置、電池狀態與剛完成的工作，會上傳到即時網頁介面（Firebase）；發生異常時，通訊軟體機器人（Telegram Bot）會在農民的手機上顯示簡短句子。這個介面由以Python為基礎的網頁程式（Flask）與即時資料庫整合而成。只要出現問題，人員就能按下畫面中的按鈕，命令機器人重新處理該區域。機器人看起來能自行作業，但人仍在螢幕後方持續監看。

自動駕駛農機必須配備辨識人、動物與障礙物的裝置，並在超出指定範圍時停止。ISO 18497-1與18497-2涵蓋機械設計和障礙物防護原則。美國U.S. Sugar在占地25萬5,000英畝的營運基地部署5輛自動駕駛拖拉機，每天24小時運作。這5輛拖拉機並未負責全部土地。工作人員離開駕駛座，改到同時監看多個畫面的控制室工作。

在形狀不規則的農田，仍需要人力操作。排水溝轉彎或田埂蜿蜒的梯田，衛星訊號與攝影機辨識經常不一致，機器人也會迷失方向並停下。在這類地方，仍然要由人親自坐上拖拉機握住方向盤。自動化首先在方整的農田落地。

彙整導入這些機器人的農戶成果，可以看出一組共同數字。過去高度依賴人力的農務勞動力減少70%至80%。另有報告指出，肥料與農藥等投入農田的資材節省30%至50%。這些數字在除草、防治與搬運等過去依靠人的背部與腰力完成的工作上最為明顯。接下來才是問題所在。

以訂閱方式使用機器人而不直接購買的RaaS，可以分攤前期成本。市場報告統計的全產業RaaS市場，預計從2026年的320億8,000萬美元，成長至2030年的678億5,000萬美元。這項統計也包括物流、清潔與保全機器人，不能直接視為農業機器人市場規模。在農村，由村級租賃站或合作社安排播種季與收穫季的使用順序，讓多戶共用一台機器，較為實際。

目前的結果顯示，能力界線十分清楚。在寬廣方整的農田中反覆進行相同工作，例如沿著壟溝行進、噴灑指定用量、搬運指定重量，機器人做得比人更好。它不會受傷、不會疲倦，夜裡也不休息。至於以肉眼分辨成熟與未成熟穀粒，或面對從未見過的障礙物臨場判斷，目前仍須由人負責。

研究人員已經開始描繪下一個階段。機器人聽懂人話、自行判斷並移動身體的方式，稱為具身人工智慧（Embodied AI）。只要一句「拔除A區雜草，把B區收成運走」的指令，多台機器人就能分配角色並分頭行動。空中的植保無人機先巡查農田，繪製病蟲害地圖，地面的除草機器人與植保漫遊車再直接駛向相應座標，這種方式也正在

研究。研究人員甚至構想，當人們在深夜熟睡時，攝影機與無人機仍在田間巡查，並列出隔天早晨的工作清單。目前仍處於論文與原型機階段。

這幅圖景能否在真實田埂上實現，還必須在塵土、泥濘與暴雨中多失敗幾次，才能知道答案。

太陽完全升起後，無人拖拉機駛向下一塊稻田。農民仍站在田埂上，查看手機螢幕中的剩餘電量與尚未完成的區段。拖拉機翻土並對齊行列時，他騰出雙手，去打開旁邊稻田的水閘。

資料來源與參考文獻

1. Alda, M. C., & Eker, B. (2026). Development and field evaluation of an autonomous four-wheel-drive agricultural vehicle tracking crop rows using computer vision technology. *Journal of Agricultural Production*, 7(1), 13-19.
<https://doi.org/10.56430/japro.1826810>
2. Asami, H., & Nakamura, T. (2026). Effects of an Automatic Weed Suppression Robot for Paddy Fields in a Semi-Mountainous Area on Weed Suppression and the Growth and Yield of Paddy Rice. *Japanese Journal of Crop Science*, 95(1), 28-35.
<https://doi.org/10.1626/jcs.95.28>
3. Chen, K., Li, T., Yan, T., Xie, F., Feng, Q., Zhu, Q., & Zhao, C. (2022). A soft gripper design for apple harvesting with force feedback and fruit slip detection. *Agriculture*, 12(11), 1802.
<https://doi.org/10.3390/agriculture12111802>
4. International Organization for Standardization. (2024). ISO 18497-1:2024 Agricultural machinery and tractors, safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery, part 1: machine design principles and vocabulary. ISO.
<https://www.iso.org/standard/82684.html>
5. International Organization for Standardization. (2024). ISO 18497-2:2024 Agricultural machinery and tractors, safety of partially automated, semi-autonomous and autonomous machinery, part 2: design principles for obstacle protection systems. ISO.
<https://www.iso.org/standard/82686.html>
6. Ayalew, H., et al. (2024). SprayCraft: Efficient Coverage Path Planning for Agricultural Spraying. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/2412.12176>
7. 阿拉坦塔娜. (2026). 農機智慧化改裝對農業生產效率的影響分析. *農業科學*, 9(2), 114-116.
<https://doi.org/10.32629/as.v9i2.3755>
8. 大同. (2023). 大同自動作業農機，業界首度通過國家自動駕駛測試. 大同新聞.
<https://ko.daedong.co.kr/news/daedongnews/1485>
9. Precision Farming Dealer. (2026). U.S. Sugar launches largest deployment of autonomous tractors in sugar industry.
<https://www.precisionfarmingdealer.com/articles/7129-us-sugar-launches-largest-deployment-of-autonomous-tractors-in-sugar-industry>
10. Future Farming. (2026). Voltrac's fully electric autonomous tractor to launch in 2026.
<https://www.futurefarming.com/tech-in-focus/autonomous-semi-autosteering-systems/voltracs-fully-electric-autonomous-tractor-to-launch-in-2026/>
11. Research and Markets. (2026). Robotics as a Service (RaaS) market report 2026.
<https://www.researchandmarkets.com/reports/5896010/robotics-service-raas-market-report>

12. 首爾經濟. (2026). GINT在越南實證拖拉機、插秧機等農機的自動駕駛功能. 首爾經濟.
<https://www.sedaily.com/NewsView/2K7EFUEF1V>

5.3

小規模農戶專用AI工具的應用

一斗落稻田大約是200坪。清晨，一個人蹲在灌滿水的田埂上，手裡拿著螢幕邊角破裂的智慧型手機，訊號格數在一格與兩格之間來回跳動。夜間，一片稻葉開始出現褐色斑點，他把鏡頭對準沾著露水的葉子。沒有無人機、沒有衛星影像，也沒有土壤感測器。他擁有的，只有口袋裡的手機和安裝在裡面的一個應用程式。

開發中國家約有八成農戶是這種規模的小農。可是，當美國玉米田每公頃收成超過10公噸時，撒哈拉以南非洲的產量仍停留在2至3公噸。精準農業這個詞，原本就是以配備價格高達上億韓元的自動駕駛拖拉機，或無人機高光譜攝影機的大型農場為前提。這種價格從未進入耕作一斗落稻田者的計算範圍。對經營這種規模農地的人而言，真正有用的工具，是能在他們手中既有手機上運行的工具。

德國開發的Plantix是一款免費應用程式，上傳葉片照片後便能辨識病名，下載排名高居全球農業應用程式第1名。在肯亞，Digital Green推出Farmer.Chat，讓使用者像在聊天視窗對話一樣詢問病蟲害並取得答案。服務上線第一年，就收到1萬5,000名使用者提出的30萬個以上問題。孟加拉則出現用孟加拉語提問、以孟加拉語回答的語音諮詢服務KrishokBondhu，讓不識字的農民也能像打電話一樣取得建議。

三者都不收費，也都把只耕作一斗落農地的農戶視為第一批顧客。系統可以接收照片、文字與語音，只要是農民能使用的方式都可以。隨後又出現SCA-MobiPlant與PlantShield AI等多種相似工具。

臺灣高雄市的「農來訊」是提供氣象、災害、農產品價格與IoT資訊的公共服務。它不是自動控制稻田水閘的裝置，而是把分散資訊集中到同一畫面，提供給農民的服務窗口。PlantVillage Nuru是協助診斷馬鈴薯與甘藷病害的另一款行動工具。EfficientPNet研究採用背景乾淨的PlantVillage馬鈴薯照片測試模型。公共通知應用程式、田間病害診斷與實驗室影像模型，即使都能放進同一支手機，仍各自有不同的表現。

有時候，取得螢幕上的答案之後，才會遇到更大的難關。要按照處方購買農藥，農民往往必須騎機車前往相隔好幾站路的鄉鎮農藥行；要湊出買藥的錢，又必須縮減其他開支。診斷雖然免費，執行處方所需的路程與金錢，仍要由農民承擔。

要在低價Android手機上運行模型，就必須減少運算量。把FP32數值量化為INT8後，參數儲存量通常會降至約四分之一。只做INT8轉換，不會讓模型縮小到原本的幾十分之一。TensorFlow Lite是行動裝置執行框架，ONNX是模型交換格式。Vosk是語音辨識工具，mBERT則是文字編碼器。不能把這些不同工具全部歸類為壓縮技術或語音辨識模型。壓縮後，還必須重新測試模型面對罕見病害與地方口音時，準確度會下降多少。

PxD評估印度奧迪沙邦Ama Krushi的結果顯示，接受服務的農戶平均產量增加4.1%。成本效益為6倍至18倍，並非直接在每一戶農民帳戶中確認的淨收益，而是根據計畫成本與估計效益計算出的範圍。2025年Global Food Security發表的統合分析指出，數位農業諮詢使產量與收入各自平均提高6%，但個別估計值中，也有許多結果在統計上並不顯著。平均效果必須與每戶農家的確定收益分開解讀。

以真實農民提出的問題測試KrishokBondhu後發現，在各類農務問題中，有72.7%的回答達到人類聽來也感到滿意的程度。與過去只提供文字答案的方式並列評分時，KrishokBondhu獲得滿分5分中的4.53分，高於另一種方式的3.13分。對不擅長閱讀與書寫的農民而言，這項差異比其他任何功能都更明顯，因為他們不必點擊螢幕尋找選單，只要直接開口說話即可。

GSMA的2026年資料顯示，低收入與中低收入國家的行動網路使用率，女性為64%，男性為73%。絕對差距為9個百分點；13%則是以男性使用率為基準計算的相對差距。智慧型手機持有率與行動網路使用率也是不同指標。實地研究指出，女性農民較難取得手機、數據費用與受訓時間，這個研究方向仍然成立，但必須清楚說明差異出現在哪一項指標。

高齡農民還會面對另一道障礙。用語音提問、再用語音回答的功能，也能降低他們的使用門檻。然而，憑眼睛與雙手觀察稻田超過40年的人，往往不會立即相信機器提出的答案。有些服務會在處方旁邊顯示作為依據的指南來源。列出國立農業研究所指南或作物保護劑標準文件，農民就能立即回頭查閱依據。即使如此，只多顯示一項來源仍不夠。在農業推廣員站在旁邊、陪同操作過幾次的村莊，與沒有這類協助的村莊之間，實際使用率存在明顯差異。

填補這道落差的工作也在同步進行。政府農業技術中心或地區農會的推廣員，會把居民集合到村民會館，從拿手機的方法開始，一起按下按鈕操作。這類現場教育比更新一個畫面耗費更多人力，但效果也維持得更久。多份實地報告指出，公司只把應用程式交給村民便離開的村莊，與地方組織陪伴數個月的村莊相比，實際持續使用率有所不同。村民彼此先行試用，再互相教學的口碑，比任何廣告都更有力量，這類說法也在多個地區反覆出現。

一項服務免費起步，不代表它會永遠免費。Plantix就是一例。它最初是一款為了減少農藥使用而診斷病害的應用程式，但投資者加入後，情況發生改變。公司從Dow、BASF、Syngenta、Bayer等企業大量採購農藥與肥料，再轉售給農民經常光顧的零售店，藉此擴大業務規模。2023年，公司本身被化學製造商Helm收購。農民上傳葉片照片的介面依然免費，不過現在的免費服務背後，已經多了一套決定優先推薦哪種農藥的計算。

農戶輸入的稻田位置、土壤數值與產量紀錄，原封不動地累積在企業伺服器上，也令人擔憂。掌握資訊的一方日後收購這些農產品時，可能把資訊當成壓低價格的依據。因此，有人提出替代方案，例如由地方政府像高雄市一樣直接編列預算承擔應用程式費用，或由農會等合作組織共同負責營運，並明定資料歸農戶所有。不向農民收費，改用稅金或會費支付營運成本。

同樣是免費服務，依靠稅金與捐款維持的一方，和承受投資回收壓力的一方，時間越久，行動方式就越不同。大型農場能以訂閱式服務（RaaS）租用機器人或無人機，小農諮詢服務最終也必須有人代為付費，才能長期維持。Farmer.Chat與KrishokBondhu目前仍依靠基金會與研究經費營運。經費中斷後，現在的免費服務會如何改變，沒有人能夠保證。

下一個發展方向，是直接把超輕量語言模型裝進手機，讓使用者即使身處網路完全中斷的偏遠地區，也能透過自然對話繼續取得諮詢。目前仍接近實驗室展示，要真正交到耕作一斗落農地的人手中，還需要一段時間。在此期間，訊號仍會在一格與兩格之間跳動，手機依然會是價值10萬韓元的機型。

場景再次回到那條田埂。上傳照片的人幾秒後讀到螢幕顯示的答案。說明何時噴藥、噴灑多少的句子旁，還出現一則小廣告。他不確切記得那則廣告是從什麼時候開始出現在那裡。不過，這一次他仍會相信這個答案，調整田間水閘。下一季這個畫面是否依然相同，取決於營運服務的公司狀況。

資料來源與參考文獻

1. Majiwa, E., Ndaka, A. K., Ratemo, H., & Agembo, E. (2026). Artificial intelligence (AI) adoption and its perceptions among smallholder women farmers in Kenya. *Discover Agriculture*, 4(1), 162.
<https://doi.org/10.1007/s44279-026-00626-z>
2. Tesfay, W. (2026). Impact of improved irrigation technology adoption under groundwater irrigation and its impact on smallholder farmers' crop productivity, income, and food security in Southern Tigray Zone, Ethiopia. *Research Square* (preprint).
<https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-9797920/v1>
3. Beach, R. H., Milliken, C., Franzen, K., & Lapidus, D. (2025). Meta-analysis of the impacts of digital information interventions on agricultural development. *Global Food Security*, 45, 100866.
<https://doi.org/10.1016/j.gfs.2025.100866>

4. Mutuku, B., Akuffobe-Essilfie, M., & Kansiime, M. (2026). Understanding gender disparities in access to digital advisory services among women and men farmers in Ghana. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 10, 1614245.
<https://doi.org/10.3389/fsufs.2026.1614245>
5. Omotayo, A. O., & Omotoso, A. B. (2026, June 3). AI offers promise for agriculture, but smallholder farmers risk being left behind. *The Conversation*.
<https://theconversation.com/ai-offers-promise-for-agriculture-but-smallholder-farmers-risk-being-left-behind-279013>
6. Singh, N., Wang'ombe, J., Okanga, N., Zelenska, T., Repishti, J., G K, J., Mishra, S., Manokaran, R., Singh, V., Rafiq, M. I., & Gandhi, R. (2024). Farmer.Chat: Scaling AI-powered agricultural services for smallholder farmers. *arXiv*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.08916>
7. Ameen, M. R., Islam, A., Aktar, F., & Rafat, M. S. (2025). KrishokBondhu: A retrieval-augmented voice-based agricultural advisory call center for Bengali farmers. *arXiv*.
<https://arxiv.org/abs/2510.18355>
8. Miller, S. R. (2024, October). This app set out to fight pesticides. Once VC stepped in, the app helped sell them. *Food and Environment Reporting Network*.
<https://thefern.org/2024/10/this-app-set-out-to-fight-pesticides-once-vc-stepped-in-the-app-helped-sell-the-m/>
9. Precision Development (PxD). (2025, February 26). Customized digital advice can help farmers reduce crop loss and manage weather shocks: A summary.
<https://precisiondev.org/customized-digital-advice-can-help-farmers-reduce-crop-loss-and-manage-weather-shocks-a-summary-or-as-much-as-we-can-summarize/>
10. GSMA. (2026). The mobile gender gap report 2026. GSMA.
<https://www.gsma.com/gender-gap/>

第6章

氣候智慧型農業與永續生態系統

6.1

氣候智慧型農業（CSA）與土壤生態系統管理

用鋤頭尖挖起一把稻田土，握在手中。掌心上碎裂的黑土裡，生活著肉眼看不見的生物。細菌、真菌與線蟲交織在一起，把枯死的稻稈分解成細小碎片，製造根部能吸收的氮；陌生病菌進入時，牠們便聚集起來阻擋其通行。一把土裡，就有這麼多生物共同生活。

過去幾十年來，這些土壤逐漸惡化。拖拉機每翻耕一次，土粒之間的孔隙就遭到破壞；每大量施用一次化學肥料，微生物原本承擔的工作就會減少。結果，土壤失去了固定碳的能力，水田與旱田逐漸成為排放二氧化碳、甲烷與一氧化二氮的場所。試圖扭轉這股趨勢的耕作方式，稱為氣候智慧型農業（Climate Smart Agriculture）。名稱聽來宏大，目標卻很明確：維持產量，讓農業能夠抵禦乾旱與酷熱，同時把碳重新儲存到土壤中。

國際社會將這項目標分為三大支柱：提高生產力、增強抵禦氣候衝擊的能力、減少溫室氣體。三件事必須同時做到，自然並不容易。

稻田灌滿水後，土壤中的氧氣就會消失。即使在沒有氧氣的環境裡，微生物也不會停止活動。牠們會以另一種方式分解稻稈與有機物，而甲烷就是其副產物。甲烷使大氣升溫的能力遠高於二氧化碳，因此全球稻田長期以來一直被視為溫室氣體排放的重要來源。研究發現可以透過水來解決這個問題後，水管理技術正逐漸成為稻作的標準。稻田不持續蓄水，而是刻意排水，讓土壤短暫乾燥後再重新灌水，這種方式稱為曬田。

韓國農村振興廳公布的資料顯示，生育期間多次排去田水的多次曬田，與持續淹水相比，甲烷排放最多減少44%；插秧前進行旱田整地，則有14%的減排效果。從去年的8處擴大到今年的12處、60公頃以上，這組數字是旱田整地計畫的擴大方案，並非多重水管理與ICT整體的推廣計畫。減排比率必須與實際推廣的技術正確對應。感測器紀錄可用來確認水管理措施是否落實，但不能斷定所有示範地點都安裝了相同設備。

並非所有人一開始都歡迎曬田。長久以來，農戶相信稻田必須灌滿水，才能抑制雜草並讓稻米長得好，因此刻意排水讓他們覺得像是一場危險的賭注。他們至今仍擔心，田面乾燥的幾天裡稻株會不會枯萎，雜草會不會趁機長出來。要完全相信儀表顯示的水位來開關水閘，就必須暫時放下多年養成的直覺。跨過這道門檻，需要的時間無法只用數字來衡量。

曬田帶來的改變不只限於甲烷。依規定進行曬田的稻田，蓄水量本身減少20%至30%，從地下水與河川抽取的水量也隨之降低。一項實驗在每年只種稻的田裡安排一年休耕，再以人工智慧追蹤土壤中氮的移動，結果稻米吸收土壤有機氮的效率明顯提高。施入的肥料有更多被稻米吸收，未被吸收的氮被雨水沖走並污染河川的情況也減少了。

拖拉機駛過稻田後，土壤會受到壓實。沉重車輪每通過一次，土粒間的空隙就被壓縮而消失，根部無法穿透變硬的土層，只能向旁側生長。只靠肉眼無法看出什麼地方受到多大程度的壓實。因此，人們開始拖著向地面傳送電流的電磁感應感測器，測量土壤電導率，再把數值輸入機器學習模型，反推不同深度的壓實程度。就像探雷器尋找地下金屬一樣，這種感測器能找出肉眼看不見的硬土層位置。

在計算得出的地圖上，只挑選壓實嚴重的區域，使用機具打碎底土，便不必翻耕整片稻田，也能為根系打開伸展的路徑。不過，這種方法並不完美。電磁感應感測器的讀數也會受到土壤水分與鹽分影響，雨後隔天測得的數值，有時會與乾旱日測得的數值不同。因此，不能只測量一次就結束，而要在季節變換時重新測量。

種植小麥與玉米的旱田採用的是另一種方法。盡量減少犁耕，把收成後留下的莖葉保留在土壤表面，不翻入土中，採取免耕農法，同時加入像木炭一樣燒製的生物炭與含矽改良劑。生物炭填入土粒之間，幫助土壤留住水分。美國玉米產區把地下水分感測器資料與衛星時間序列資料疊合，找出各區塊之間不同的產量差距，再把資源集中投入差距較大的區域，以此驗證這項改良技術。即使在乾旱嚴重的年份，施用生物炭與矽的田地，產量降幅也比較小。

在中國西南部貴州省這類坡度陡峭的山地農田，方法又有所不同。當地把顯示地形高低的地圖與土壤水分感測器結合，採用水肥一體化方式，只把水與肥料精準輸送到根部附近，既防止雨季的雨水沖走土壤，也減少養分流入坡地下方的河川。不過，燒製生物炭再運到田間的費用不低，而且品質會因原料木材與稻稈種類而參差不齊，有些年份無法產生預期效果。

測量土壤碳的傳統乾式燃燒法，是在高溫下燃燒土壤，測量釋放出的二氧化碳。根據燃燒後殘留灰分的重量差異推算有機物的方法，則是灼燒減量法。不能把兩種方法寫成同一種。即使在同一塊田裡，施過堆肥的角落與礫石坡地的數值也會不同，因此必須在多個地點採樣；樣本數量與深度則依統計設計及驗證標準決定。

感測器與衛星有助於選擇土壤碳調查地點，並估算廣大區域的變化。PatSnap介紹的案例包括中紅外線小型樣本 R^2 0.83、以Sentinel-2為基礎的RPD 1.74，以及GEDI與Sentinel結合的 R^2 0.72。由於指標與樣本彼此不同，不能只憑數字判斷高下。色彩與反射率能縮小需要送往實驗室檢測的範圍，現場樣本則能把從空中取得的估算值與地面實況連結起來。

也有研究嘗試以機器學習預測土壤微生物的組成。2026年Scientific Reports論文中最高約為0.57的 R^2 ，來自門級預測，而非物種級預測。分類越細，進一步到科與屬，準確度就越低；研究也沒有提出物種級模型。在一塊田裡學到的微生物關係，無法直接套用到其他土壤與季節，這項限制仍然存在。不能透過改換分類層級來誇大效能。

土壤碳可在市場上作為碳權交易，但採用不同測量方法，數值也會不同。遙測可用來追蹤廣大區域的變化並決定採樣地點。國際認證機構Verra的VM0042 v2.1不允許只憑遙測估算土壤有機碳變化，並要求進行現場測量。與其把演算法與實驗室分析描寫成彼此取代的兩個陣營，更應說明如何用現場樣本校準模型並計算不確定性。

這場爭論的核心，是驗證程序。農戶即使聲稱依規定曬田並施用了生物炭，若未依國際標準測量、記錄並重新確認減排量，就無法獲得碳權市場或政府補助窗口的認可。這項測量、記錄與確認的程序，取監測、報告、查證之意，稱為MRV。感測器的測量值、衛星拍攝的影像與人工智慧得出的預測值，都必須納入同一套標準規格，這些數值才能轉化為金錢。問題在於，各國與各認證機構制定的標準化程序並不相同。

即使是在同一片稻田減少的甲烷，也會因文件提交的管道不同而獲得不同金額的認可。農場規模越小，越難獨自承擔這些文書工作；他們往往要向代辦文件的公司支付手續費後，才能拿到碳的收益。

這些設備並非都能在水田與旱田中正常耐久運作。感測器埋在土裡幾個月後，鹽分會一層層積聚在表面，微生物形成薄膜附著其上，濕氣也會逐漸腐蝕電路。起初準確的數值，經過半年、一年後便開始慢慢偏移。有些農戶最初一兩年還勤於維護感測器，後來每到收穫期，其他工作接踵而來，便開始略過校準。畫面依然顯示數字，卻沒有人能確定這些數字究竟代表什麼。因此，現場必須定期重新調校感測器數值；略過這項工作的農戶，其資料會失去可信度。

價格也不低。若要成套配備埋入式感測器、無人機與人工智慧分析服務，對小農而言會產生沉重的初期成本。因此，越來越多人主張增加近乎免費、只要用智慧型手機相機拍攝土壤顏色並傳送的服務。這項主張希望農戶不必使用昂貴的埋入式感測器，只靠手中的一部手機也能判斷土壤狀況。資料由誰擁有，又要用誰的名義登錄碳帳戶，也仍是尚未解決的問題。

未來技術試圖把土壤內部整體搬進電腦。做法是建立土壤的數位分身，呈現微生物、碳與水分如何相互影響與移動，不論30年後氣候如何改變，都能先在其中進行實驗。當運算量龐大到現有電腦難以承受時，也有人預測，借用量子電腦原理的人工智慧，能更快縮小龐大的可能性範圍。目前已有大型企業與國家級研究機構率先著手進行這類運算。不過，這些技術要真正送到田埂上的農民手中，還有幾步要走。

在田埂上洗完手起身時，再次低頭看著土壤。這一把土含有多少噸碳，這個數字將以多少價值記在什麼公司的帳冊上，肉眼都看不見。感測器、衛星與模型正在填補這段空缺，但畫面上目前顯示的數字究竟能相信到什麼程度，仍然沒有人能有把握地回答。

資料來源與參考文獻

1. Regenerative biochar for carbon sequestration and emerging technologies in soil organic carbon management for sustainable agriculture: A review. (2025).
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2335>
2. International Journal of Agriculture and Environmental Sciences. (2025). Application of machine learning algorithms for predictive modeling of climate-smart agriculture, 1(1).
<https://doi.org/10.64137/3108-088x/ijaes-v1i1p103>
3. AI for climate-smart agriculture: Precision sensing, crop intelligence, and resilient food systems. (2026). International Journal of Academic and Industrial Research Innovations Research Book Series.
<https://doi.org/10.62311/nesx/rb-978-81-999639-7-9>
4. Adoption of deep learning driven precision agriculture for optimizing crop productivity and soil health via predictive analytics and autonomous sensing mechanisms. (2026). Preprints.
<https://doi.org/10.20944/preprints202512.2764.v1>
5. Mapping climate smart agricultural interventions in rice cultivation: A lexicometric and systematic review of methane emissions and yield outcomes. (2026). Frontiers in Climate.
<https://doi.org/10.3389/fclim.2026.1779948>
6. International Rice Research Institute. (2025). Southeast Asia tackles methane emissions with new low-emission rice production project.
<https://www.irri.org/news-and-events/news/southeast-asia-tackles-methane-emissions-new-low-emission-rice-production>
7. Global Methane Hub. (2025, November 6). The Global Methane Hub announces \$30 million investment to fast-track research and development on low-emission rice.
<https://www.globalmethanehub.org/2025/11/06/the-global-methane-hub-announces-30-million-investment-to-fast-track-research-and-development-on-low-emission-rice/>
8. Artificial intelligence in soil microbiome-driven agriculture: From practical limits to a translational roadmap. (2026). Frontiers in Microbiomes.
<https://doi.org/10.3389/frmbi.2026.1860559>
9. Soil microbiome prediction using traditional machine learning and deep learning models. (2026). Scientific Reports.
<https://doi.org/10.1038/s41598-026-39537-w>
10. Abasiita, D. (2026, June 24). Why soil carbon markets hinge on a measurement few can agree on. Forbes.
<https://www.forbes.com/sites/daraabasiita/2026/06/24/why-soil-carbon-markets-hinge-on-a-measurement-few-can-agree-on/>
11. 韓國農村振興廳. (2026). 克服氣候與能源危機，建立低碳稻作技術。韓國農村振興廳新聞稿。
https://www.rda.go.kr/board/board.do?boardId=farmprmninfo&prgId=day_farmprmninfoEntry&currPage=1&dataNo=100000809507
12. PatSnap Eureka. (2026). Soil carbon measurement technology 2026. PatSnap.
<https://www.patsnap.com/resources/blog/rd-blog/soil-carbon-measurement-technology-2026-patsnap-eureka/>

6.2

農戶ESG經營與社區連結

日出前站在田埂上，四周仍然昏暗。耕作這片稻田已超過30年，每天清晨先確認田水高度，早已成為多年的習慣。然而今天，口袋裡的手機先響了。收購稻米的碾米加工業者傳來簡訊，要求從今年起記錄並回報種植品種、排去田水與重新灌水的日期，以及施肥時間與用量。

這則簡訊的起點是總公司會議室。販售便當的公司，不能只為清洗便當盒產生的污水負責。便當裡的米飯來自稻田，公司連這些稻田排放的碳也必須記在自己的帳冊上。因為股東與投資人要求公司履行碳中和承諾。業界稱之為範疇3（Scope 3）排放。食品企業的碳足跡有70%至90%來自這一項，其中大多數出自生產原料的農場。即使在工廠屋頂裝設太陽能板，把送貨卡車改成電動車，最大的數字仍留在旱田與稻田。公司若要完成自己的帳冊，就必須先取得農民的帳冊。

採購人員的處境也不輕鬆。為了達成總公司下達的目標，他們必須向數百個簽約產地收回相同表格，有些年份將近一半連回覆都沒有。

必須取得的資料十分具體。根據美國農業資訊業者FarmRaise在2026年5月整理的指南，買方要求的資料包括同時標記地點與時間的照片、是否種植覆蓋作物、以什麼方式翻耕稻田，以及使用何種肥料、何時施用、施用多少。從一小塊稻田開始，經過收購與加工，直到公司的最終報告，全程都要求有不中斷的紀錄。制定這類標準的歐盟企業永續報告指令，原本以大型公司為對象。然而，真正負責填補空格的人，卻是獨自耕作十斗落稻田、年過60歲的農民。

他只能勉強用智慧型手機收發簡訊，現在還要用同一雙手把衛星座標與施肥日期填入表格。過去只要把稻米交給農業合作社並蓋章，一整年的文書工作就此結束。如今，那枚印章只是開始。

對小農而言，供應鏈揭露表格是沉重負擔。歐盟經過2025年的Omnibus I提案後，在2026年確立了減輕永續報告與盡職調查義務的制度。制度納入一項方向：不得要求價值鏈中的小型企業提供超出法定自願性標準的資料。從提案提出到制度確立的這段期間，農戶仍繼續在同一本筆記簿上記下灌水日期。

韓國金融委員會於2026年7月公布永續揭露最終路線圖。強制揭露將分階段適用於2028年資產達10兆韓元以上，以及2029年資產達5兆韓元以上的企業。Scope 3則從

資產達10兆韓元以上的企業開始，於2031年適用。農戶何時必須提交供應鏈資料，會依交易企業的規模與揭露範圍而異。

韓國農村振興廳與NAVER Cloud在2025年公開的農業AI代理，能提供農業諮詢與返鄉務農規劃，並依使用者需求推薦約1,700部教學影片。當時公布的計畫是於2026年上半年加入病蟲害影像功能。在未確認實際推出與否前，不能以現在式寫成已經提供。自動撰寫農務日誌與揭露表格的功能，也不是當時公開的服務，而是未來可能的擴充方向。

要把感測器數值連結到企業永續揭露，就必須依照國際標準整理。GRI 305是處理排放的主題標準與揭露項目，GRI 101則處理生物多樣性。不能說明為名叫305號表格與101號表格的兩份表單會自動填妥。臺灣農業部的ESG Store，是連結企業投資需求與農業領域減排、調適計畫的媒合平臺。感測器數值若要直接轉為投資資金，還需要測量標準、驗證與契約。

臺灣的New Golden Corridor計畫，是在彰化與雲林的高鐵沿線減少地下水使用與地層下陷的計畫。其方向是改種雜糧與旱作作物，取代用水量大的作物，並擴大節水灌溉。這與高雄市的農業資訊系統分屬不同地區，也是不同計畫。沿線稻田減少抽取地下水後，軌道下方地層下陷的速度也會減緩。

能夠化為數字的不只有水管理。刻意在田面保留部分雜草的草生栽培、只進行淺耕的免耕，以及不焚燒收割後的稻稈而重新埋入田中的做法，都能把碳封存在土壤裡。人們把土壤中的碳稱為黃碳（Yellow Carbon），把樹木與作物中的碳稱為綠碳（Green Carbon），把潮間帶與海洋中的碳稱為藍碳（Blue Carbon）。名稱雖以顏色區分，在稻田裡實際要做的事，就是不焚燒稻稈，而將其翻入土中。

實證結果也顯示，確實執行間歇灌溉的稻田，可減少超過30%的甲烷排放。臺灣部分農村還把企業提供的資金用於支援長者共餐。

這股趨勢也設有門檻。通常只有已具一定規模的農場，才能負擔設置感測器與伺服器的初期成本。最迫切需要優惠利率與溢價的小農，反而容易最先被擋在門檻之外。

在印度營運的Boomitra，以衛星與人工智慧估算廣大農地的土壤碳變化。Verra VM0042不允許只用遙測估算土壤有機碳變化。現場樣本、深度標準、模型校準與獨立驗證缺一不可。衛星不會取代現場採樣，而是先篩選應該在哪一塊田、哪一個位置採集樣本。

人工智慧並不能解決所有問題。葡萄牙實證稻米履歷追蹤的TRACE-RICE計畫，開發了以區塊鏈連接從農田到餐桌紀錄的應用程式。然而，研究人員指出的阻礙不是技術，而是人。農民年紀越大，越不熟悉智慧型手機應用程式；2023年首次實證時，消

費者掃描QR碼的次數只有174次。沒有持續教育與協助，紀錄從貼上QR碼的階段就會中斷。即使如此，2024年仍增加了三個監測區，並納入葡萄牙原生品種Caravela。

號稱從農田一路連到餐桌的紀錄，只要農田裡有一個人停手，就會從一開始留下空白。

臺灣國際合作發展基金會支援的學校午餐平臺，負責管理菜單、庫存與採購資訊。這套系統讓使用者可在同一個畫面查看哪些物品、以多少數量送進哪所學校。使用區塊鏈在幾秒內回溯到農田的召回網絡，並非這項計畫已確認的功能。若要把午餐食材追溯到農場，還必須在平臺之外延續生產者代碼、流通履歷與召回程序。

技術進入村莊後，新的爭議也會隨之而來。設想一個有20斗落稻田共用一座水庫的村莊。多項實證已經確認，以水庫為單位協調排水數日、灌水數日的間歇灌溉，可以大幅減少甲烷排放。問題出在後續。公司撥付的補助金，是根據整座水庫節省的水量計算，再一次發給全村。水庫上游稻田確實反覆排水與灌水，投入了人力；下游稻田只是較晚取得水，卻也想分得相同款項。

共同使用的烘乾機與聯合收割機也一樣。機器一天之內駛過多戶人家的稻田，但節省燃油的成果，只登記在當天操作畫面的那一戶名下。下次結算時，若只有那一戶取得優惠利率文件的核章，其餘農戶即使共同使用機器，也會被列為沒有成果的農戶。

因此，結算日的村民會館與過去不同。里長打開筆記型電腦，把畫面投影到牆上。水庫水位圖與各戶登記的稻田面積並列顯示。有人看著圖表點頭，也有人用手指著自己的田地編號，要求重新計算。過去依靠目測與長年相處的人情分配款項，如今由畫面上的數字決定。有人覺得數字錯了，但村裡能指出究竟錯在哪裡、如何出錯的人並不多。

無人機與衛星本來就無法只拍攝單獨一小塊稻田。未申請的鄰田也會一併出現在同一張影像中，合併成全村的資料。生物多樣性成果的情況也相似。有一家汽車公司與農戶合作，把瀕危物種豹貓經常出沒的地點標示為導航危險區域。然而，位於豹貓頻繁被拍到的稻田旁邊的農戶，未必樂見這項消息，因為他擔心監視與管制會擴及自己的田地。所謂「我的稻田產生的數字屬於我」，也就是農戶資料主權，正是在這種背景下出現。

2025年刊於國際期刊Intelligent Agriculture的一項研究指出，農業引進人工智慧的過程本身，必須具備倫理責任與以使用者為中心的設計，才能持續推行。目前任何地方都還沒有規則，決定在村莊層級應以誰的名義、如何分配這項權利。

減輕這項負擔的方法，至少已經有了設計藍圖。農民按下灌溉按鈕、拆開肥料袋時，應用程式會直接記錄動作，不必由人操作，就自動轉換為305號與101號表格。清晨

收到的那則簡訊，也許有一天不必由人回覆，而由感測器代為回答。不過，在那天到來之前，打開附件、填寫空格的仍然是稻田主人的手。

這件事無法由農戶獨力完成。製造感測器的公司、提供資金的銀行、制定標準的政府、接收資料的食品公司，以及到稻田查看水閘的農民，五方必須共同推動，整套機制才能勉強運轉。只要其中一方只顧自身利益，其餘各方再怎麼努力，也無法承擔送到田埂的一紙文件。

最後剩下的問題終究是錢。優惠利率是良好制度，但它只能降低借款利息，不能提高稻米售價。進行間歇灌溉時，一天必須確認好幾次田水高度；要施撒炭狀土壤改良劑生物炭，又會多出一項原本沒有的工作。印度一組研究人員在2025年發表於國際期刊的整理指出，生物炭是能以低廉成本、容易操作的方式把碳封存在土壤中。不過，所謂低廉只指材料費，把生物炭均勻撒在田裡所需的工資並不低廉。

然而，秋季收到結算單時，投入這些人力種出的稻米，與完全沒有採取措施的鄰田稻米，價格往往相差不大。據稱，美國黃豆市場有些地區會對油脂成分佳、廣受歡迎的特定品種，每蒲式耳（約27公斤）加價0.75美元至1.25美元。必須有這類溢價，農民才會在隔年繼續種植同一種黃豆。若價格不變，第一年他還會在貸款文件上蓋章，也會在承辦人員面前拍照；到了監督較少的第二年，就會悄悄從最費工的事項開始停做。

整修水閘、確認水庫水位、貼上QR碼的，全是同一雙手。到了秋天，農民再次站在同一條田埂上，把結算單上的兩行數字並排比較。一行是細數著日子排水、灌水的稻田每公斤價格，另一行是什麼都沒有做的鄰田每公斤價格。如果兩個數字相同，這位農民明年還能找到重複付出這些勞力的理由嗎？

資料來源與參考文獻

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial intelligence in agriculture: Ethical stewardship, responsible innovation, and governance for sustainable food systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2), 25-45.
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Khatri, A., Kumar, K., & Thakur, I. S. (2025). Regenerative biochar for carbon sequestration and emerging technologies in soil organic carbon management for sustainable agriculture: A review. *Intelligent Agriculture*, 2(1).
<https://doi.org/10.54963/ia.v2i1.2335>
3. Gonçalves, C., Fernandes, J., & Brites, C. (2025). Blockchain-enabled traceability in the rice supply chain: Insights from the TRACE-RICE project. *Foods*, 14(21), 3711.
<https://doi.org/10.3390/foods14213711>
4. 韓國農村振興廳. (2025). 與NAVER Cloud攜手，首度推出農業領域人工智慧（AI）代理. 韓國農村振興廳新聞稿.
https://www.rda.go.kr/board/board.do?mode=view&prgId=day_farmprmninfoEntry&dataNo=100000805404
5. 韓國金融委員會. (2026). 永續揭露最終路線圖.
<https://www.fsc.go.kr/eng/pr010101/87276>

6. Talkington, I. (2026). Supply chain disclosure: What Scope 3 buyers are asking ag producers to prove. FarmRaise.
<https://www.farmraise.com/blog/2026-supply-chain-disclosure-scope-3-buyers-ag-producers>
7. Key ESG. (2026). CSRD food & agriculture sector report. Key ESG.
<https://resources.keyesg.com/hubfs/Whitepapers/CSRD%20Sector%20reports/KEY%20ESG%20CSRD%20Food%20&%20Agriculture%20Sector%20Report.pdf>
8. Verra. VM0042 v2.1 Frequently Asked Questions: Soil Carbon Measurement Requirements.
<https://verra.org/methodologies-main/frequently-asked-questions-vm0042/>
9. Committee on World Food Security. (2026). Harnessing AI, digitalization and data governance for food security and nutrition: Morning session [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>

6.3

全球糧食安全與農業數位轉型的未來

散裝貨輪抵達仁川南港糧食碼頭後，小麥、玉米與飼料原料便由起重機卸下。韓國2023年至2025年的平均穀物自給率為19.2%，有預測指出，到2035年可能降至16.8%。小麥1.5%與玉米4.3%則是2024年的數值。不能把平均值與特定年份的數值視為同一時間點。進口港的價格與運輸中斷會擴散至國內食品與飼料費用，這種結構源自如此低的自給率。

船隻只要晚一天駛入這座碼頭，國內物價就會波動。然而，穀物價格真正飆升時，最先挨餓的國家並不是韓國。持續發生衝突的國家，以及無法自行生產穀物、只能任由採購價格擺布的國家，會最先受到衝擊。世界銀行在2026年報告中預測，當年的國際糧食價格指數將上漲2.5%。報告警告，若中東局勢、異常氣候，以及多國同時限制穀物離港的出口限制措施彼此重疊，漲幅隨時可能超過預測值。

根據聯合國糧食及農業組織2026年發布的世界糧食安全報告，2025年挨餓人口為6億4,500萬人。這相當於全球人口的7.8%，比2022年的高峰少4,300萬人。尚未達到飢餓程度、卻無法正常用餐的人口為21億人，比一年前減少8,600萬人。即使如此，仍有27億人無力負擔健康飲食。2025年每人每天的健康飲食成本升至4.28美元。這是依購買力平價（PPP）計算、把各國不同物價換算為同一標準的金額，明顯高於2017年的2.94美元。

聯合國糧食及農業組織將這次報告命名為「飢餓並非無可避免」。這個標題來自挨餓人口連續3年減少的結果。然而，減少速度仍遠不足以達成2030年目標。

這些統計數字背後，每一個都是人。薩赫勒地區的市場一旦穀物價格上漲，母親會先減少自己的食量。孩子的碗裡照常盛裝，自己的碗裡只留下湯汁。國境另一邊的難民營，有些地方的配給量會減至每天一餐。學校供餐一直是防止飢餓的最後一道防線，預算一旦縮減，最先降低的就是這道防線。統計表捕捉不到這些場景，只會記錄6億4,500萬這個總數。

這組數字背後有兩類農民。一類是擁有衛星頻繁掃過的農田的農場主。人工智慧同時讀取無人機拍攝的多光譜影像與插在土壤裡的感測器數值，預先告知下個月的產量與病蟲害風險。何時灌水、灌多少水，哪一區要多施肥，人工智慧也會把土地劃分為小區塊，透過變量施肥方式提供指示。穀物價格開始波動時，這類農場主有餘力在期貨市場預先鎖定價格，或提前播種。

另一類是非洲與南亞的小農。在發展中國家，小農占有所有農民的80%，但許多人手中只有一部螢幕破裂的功能型手機。有些地方，幾天的行動數據費用就相當於使用一次診斷應用程式的價格。2026年發表的研究指出，造成這種落差的因素包括網路不穩定、難以負擔的裝置價格、數位素養低落與頻繁停電。研究認為，人工智慧雖有改變農業的力量，這股力量卻會先集中到原本就擁有資源的農戶。

在肯亞或盧安達的田邊，小農即使拍下染病葉片，試圖上傳到診斷應用程式，只要通訊中斷，照片就無法傳送，畫面只會不斷顯示載入中。相較之下，愛荷華州的聯合收割機即使在行駛中，也能不間斷地把產量資料上傳至雲端。濃雲密布的日子拍攝的衛星影像，有時無法準確讀取地表，導致預測失準；然而，具備人力與設備修正誤差的，仍是資源充足的農場。人工智慧模型大多以美國或歐洲的大面積農田影像訓練，因此看到在狹小土地混種多種作物的非洲農田影像時，常會給出錯誤答案。

語言也是障礙。大多數大型語言模型會先用英語、中文、西班牙語等使用者眾多的語言訓練。即使有數千萬人使用，斯瓦希里語或豪薩語這類在網路上留下較少文字的語言，仍會排在後面。肯亞小農用斯瓦希里語詢問病蟲害時，模型有時會給出不相干的答案，甚至完全無法理解。語料越多的語言，模型越準確；準確度提高後，又會吸引更多使用該語言的人。語料較少的語言仍被留在這個循環之外。

亞洲金融危機前後，韓國多家種子企業落入外資手中。首爾種苗、興農種苗與中央種苗陸續遭到出售，當時被稱為業界第7名的清原種苗，也被外國公司收購。這股趨勢並非只朝一個方向發展。2012年，FarmHannong重新買回Monsanto Korea的部分種子業務權。若要理解種子與農機資料集中於少數企業伺服器的風險，就必須同時看見出售與收回兩種方向。

印度政府於2026年2月17日啟動BHARAT-VISTAAR第一階段。這套系統以AI連結農業知識與政府服務，AgriStack的UFSI則以取得批准及農民同意為前提交換資料。建立連結並不表示任何人都能調取所有資料。CIMMYT免費或以最低成本提供研究、育種與教育用途的種質。成品種子的商業化則採用非獨家或準獨家授權。

2026年有關韓國農業食品科技新創投資的報導，以四捨五入前的數字為準，稱投資增加171%。只根據報導同時列出的9,700萬美元與2億5,300萬美元計算，增幅約為161%，因此必須查看四捨五入前的金額。依AgFunder資料，2025年全球農業食品科技投資額為162億美元。農業AI市場與農業食品科技整體投資，是範圍不同的兩個市場。比較數字前，必須先確認兩者測量的範圍是否相同。

未來5年，衛星影像、裝置端模型、地方語言語音服務與農機租賃很可能會擴大。不過，這不是已確認的當前事實，而是作者的展望。中等收入國家的農場何時能收到更準確的警報，耐逆境種子何時能送到更多小農手中，取決於通訊網路、品種登記與種

子供應鏈。與BHARAT-VISTAAR相似的公共基礎設施會在多國出現的預期，也應寫成有條件的情境。

電網、通訊基地臺與種子流通網路的變化速度，比人工智慧模型更慢。資料與專利集中於少數企業的結構，以及過去不曾出現的異常氣候動搖模型的問題，也很難在短期內消失。農戶資料主權何時會確立為國際條約，量子電腦何時能計算整個地球的水與碳，都尚未有確定時間。廉價晶片逐一插入田埂的同時，匯集資料的伺服器規模可能以更快的速度擴大。

仁川碼頭的起重機今天仍在搬運小麥。從小麥製成麵條與麵包，再送上餐桌的整個過程中，握著螢幕破裂功能型手機的小農，沒有出現在任何一項計算裡。當人工智慧在5年內利用價格降低的衛星影像與速度更快的晶片，讀取玉米田與小麥田的每個角落時，誰會最先收到計算結果？

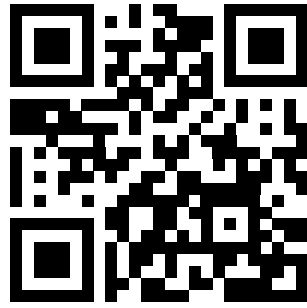
資料來源與參考文獻

1. Sangwa, S., & Mutabazi, P. (2025). Artificial Intelligence in Agriculture: Ethical Stewardship, Responsible Innovation, and Governance for Sustainable Food Systems. *Intelligent Agriculture*, 1(2).
<https://doi.org/10.54963/ia.v1i2.1684>
2. Press Information Bureau, Government of India. (2026). Rollout of BHARAT-VISTAAR Platform.
<https://www.pib.gov.in/PressReleaselframePage.aspx?PRID=2239788>
3. SHARE GENES. (2026). Predictive Breeding: Bridging Genetics, Artificial Intelligence and Agriculture | Dr. B. M. Prasanna [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=FWcxeEC90JA>
4. Committee on World Food Security. (2026). Morning Session: Harnessing AI, Digitalization and Data Governance for Food Security and Nutrition [Video]. YouTube.
<https://www.youtube.com/watch?v=uQ-6ZL9UtvU>
5. Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2026). SOFI 2026: Hunger not inevitable, FAO says as global hunger report shows progress. FAO Newsroom.
<https://www.fao.org/newsroom/detail/sofi-2026--hunger-not-inevitable--fao-says-as-global-hunger-report-shows-progress/en>
6. World Bank. (2026). When risks stack up: Threats to global food markets in 2026. World Bank Blogs.
<https://blogs.worldbank.org/en/developmenttalk/when-risks-stack-up--threats-to-global-food-markets-in-2026>
7. 金融新聞. (2026). 2035年韓國穀物自給率跌至16%區間……糧食安全日益脆弱.
<https://www.fnnews.com/news/202607020630507050>
8. AgFunder. (2026). Global AgriFoodTech Investment Report 2026.
<https://agfunder.com/research/agfunder-global-agrifoodtech-investment-report-2026/>
9. Phys.org. (2026). AI offers promise for agriculture, but smallholder farmers risk being left behind.
<https://phys.org/news/2026-06-ai-agriculture-smallholder-farmers-left.html>
10. NewsPim. (2026, 6月22日). [以AI解讀經濟] 種子成為霸權的時代……「620億美元種子戰爭」開打.
<https://www.newspim.com/news/view/20260622000833>
11. NewsPim. (2026, 6月23日). [以AI解讀經濟] IMF賣掉的種子……韓國種子主權25年紀錄.
<https://www.newspim.com/news/view/20260622001057>

12. NewsPim. (2026, 6月27日). [以AI解讀經濟] 繼K-半導體之後是K-種子……把農村振興廳轉型為產業平臺.
<https://www.newspim.com/news/view/20260626000833>

請支持本書

如果本書對您有所幫助，歡迎透過PayPal支持後續翻譯、
公開版本與開放式人工智慧知識計畫。



PayPal

<https://paypal.me/kimkjkj>

請掃描QR碼，或開啟上方連結。